



**ΠΑΝΕΠΙΣΤΗΜΙΟ ΣΤΕΡΕΑΣ ΕΛΛΑΔΟΣ
ΤΜΗΜΑ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗΣ
ΜΕ ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ ΣΤΗ ΒΙΟΪΑΤΡΙΚΗ**

**Μελέτη εξελικτικών αλγορίθμων εκπαίδευσης
για Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα**

**ΚΑΡΝΑΒΑΣ ΔΗΜΗΤΡΙΟΣ
Α.Μ 104**

**ΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ
Υπεύθυνος
Παπαγεωργίου Ελπινίκη
Επ. Καθηγήτρια**

ΛΑΜΙΑ 2012

Μελέτη εξελικτικών αλγορίθμων εκπαίδευσης για Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα

ΠΙΝΑΚΑΣ ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΩΝ

Περίληψη.....	6
Abstract.....	8
Ευχαριστίες.....	10
1 Εισαγωγή.....	12
2 Εξελικτικοί και γενετικοί αλγόριθμοι.....	15
2.1 Γενικά για αλγόριθμους – εξελικτικούς αλγόριθμους.....	15
2.2 Εξελικτικός προγραμματισμός και γενετικοί αλγόριθμοι.....	17
2.2.1 Εισαγωγή.....	17
2.2.2 Ιστορική αναδρομή.....	20
2.3 Βασικές έννοιες.....	23
2.3.1 Γενικές έννοιες: Γονίδια, πληθυσμός, γονείς και παιδιά.....	23
2.3.2 Η έννοια της συνάρτησης κόστους.....	27
2.4 Βασικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα.....	29
2.4.1 Πλεονεκτήματα των εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων.....	29
2.4.2 Λόγοι επιφυλακτικότητας για τη χρήση εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων.....	31
2.5 Βασικά χαρακτηριστικά εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων.....	33
2.5.1 Γενικά χαρακτηριστικά.....	33
2.5.2 Είδη γενετικών αλγορίθμων.....	35
2.6 Αποτελεσματικότητα και Αποδοτικότητα.....	36
2.7 Εφαρμογές.....	38
3 Τα ασαφή γνωστικά δίκτυα (ΑΓΔ).....	40
3.1 Γενικά στοιχεία.....	40
3.1.1 Γενική Περιγραφή των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων.....	41
3.1.2 Μαθηματικό μοντέλο.....	45
3.1.3 Εφαρμογές των ΑΓΔ.....	47
3.2 Τρόποι ανάπτυξης και εκπαίδευσης ΑΓΔ.....	50
3.2.1 Γενικά για ανάπτυξη ενός ΑΓΔ.....	50
3.2.2 Τρόποι εκπαίδευσης για τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα.....	51

4	Γενετικοί αλγόριθμοι για ασαφή γνωστικά δίκτυα	55
4.1	ΑΓΔ και εξελικτικοί / γενετικοί αλγόριθμοι	55
4.2	Ο Γενετικός αλγόριθμος	59
4.3	Προτεινόμενη τεχνική εκπαίδευσης βασισμένη σε γεν/κούς αλγορίθμους	60
4.3.1	Δομή χρωμοσωμάτων	60
4.3.2	Η συνάρτηση fitness	61
4.3.3	Συνθήκες τερματισμού	63
5	Πειράματα και Αποτελέσματα	64
5.1	Δομή πειραμάτων	64
5.1.1	Παράμετροι RCGA	66
5.2	Αποτελέσματα	68
5.2.1	Πειράματα για την επιλογή της βέλτιστης συνάρτησης fitness	68
5.2.2	Συνθετικά δεδομένα	70
5.2.3	Πραγματικά δεδομένα	75
6	Συμπεράσματα - προτάσεις για μελλοντική έρευνα	80
	Βιβλιογραφία	82

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Στην παρούσα πτυχιακή εργασία με θέμα: «Μελέτη εξελικτικών αλγορίθμων εκπαίδευσης για Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα (ΑΓΔ)» στόχος είναι η παρουσίαση και η ανάλυση αφενός των πολυχρήσιμων και εύχρηστων εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων και αφετέρου των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων (Fuzzy Cognitive Maps) που αποτελούν έναν υβριδικό συνδυασμό ασαφούς λογικής και νευρωνικών δικτύων, όπως επίσης και η εφαρμογή των αλγορίθμων αυτών στα ΑΓΔ με απώτερο σκοπό την εκπαίδευση των ΑΓΔ.

Αρχικά εμβαθύνουμε στην περιγραφή της λειτουργίας των γενετικών αλγορίθμων μέσα από την παρουσίαση των βασικών εννοιών, των πλεονεκτημάτων-μειονεκτημάτων, της αποτελεσματικότητας-απόδοσής τους και τέλος στις εφαρμογές που αυτοί βρίσκουν στις μέρες μας.

Κατόπιν, αναλύουμε τι είναι ένα Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο, ποιά είναι το μαθηματικό του μοντέλο (καταγράφοντας όλους τους μαθηματικούς τύπους που το συνοδεύει), πού βρίσκει σήμερα εφαρμογή κι επιπροσθέτως αναφέρουμε αναλυτικά τους τρόπους με τους οποίους είναι δυνατό να εκπαιδεύσει κανείς ένα ΑΓΔ.

Αφού κατανοήσουμε τον τρόπο ανάπτυξης κι εξομοίωσης των ΑΓΔ, αναπτύσσουμε όλη τη θεωρία σύμφωνα με την οποία μπορούν τα δύο προηγούμενα να ενωθούν και να μας δώσουν ένα επιστημονικά ενδιαφέρον αποτέλεσμα καθώς με την βοήθεια των γενετικών αλγορίθμων μπορεί κάποιος να εκπαιδεύσει ένα ΑΓΔ και να πετύχει επιθυμητά αποτελέσματα.

Λίγο πριν το τέλος υπάρχει εκτενής αναφορά σε ήδη πεπραγμένα πειράματα και στα αποτελέσματά τους απ' όπου αναδύεται και ο εξαιρετικά χρήσιμος και εύχρηστος Real-Coded Genetic Algorithm.

Η εργασία ολοκληρώνεται με την συζήτηση των συμπερασμάτων που προκύπτουν αλλά και των μελλοντικών επεκτάσεων-πειραμάτων που μπορούν να λάβουν χώρα.

Λέξεις-κλειδιά: Εξελικτικός Αλγόριθμος, Γενετικός Αλγόριθμος, Ασαφές Γνωστικό Δίκτυο, συνάρτηση fitness

ABSTRACT

In this graduate thesis, entitled “Studying evolutionary algorithms for training Fuzzy Cognitive Maps” the aim is, on one hand, the presentation and analysis of the versatile and functional evolutionary and genetic algorithms and, on the other hand, the one of the Fuzzy Cognitive Maps that constitutes a hybrid combination of fuzzy logic and neural networks as also the application of these algorithms in the FCMs with final aim the education of FCM.

Initially we deepen in the description of operation of genetic algorithms through the presentation of basic significances, advantages-disadvantage, and their effectiveness-output and finally we present the applications in which they are used nowadays.

Then, we analyze what a Fuzzy Cognitive Map is, which is its mathematic model (recording all the mathematic types that accompany it), the sections where it finds application today and besides we report analytically the ways with which it is possible for someone to educate an FCM.

When we have comprehended the way an FCM can grow and be adjusted, we develop all the theory according to which the two previous precedents can link themselves so that we can take a scientifically interesting result as anyone can educate an FCM and achieve desirable results with the help of genetic algorithms.

Little before the end, there is an extensive report in past proceedings experiments and in their results from where emerges the exceptionally useful and functional Real-Coded Genetic Algorithm.

This work ends with the discussion of conclusions that are taken but also with the future extensions-experiments that can take place.

Key-words: Evolutionary Algorithm, Genetic Algorithm, Fuzzy Cognitive Map, fitness function

ΕΥΧΑΡΙΣΤΙΕΣ

Στο σημείο αυτό θα ήθελα να ευχαριστήσω πάρα πολύ την επιβλέπουσα της πτυχιακής μου εργασίας, την Κυρία Ελπινίκη Παπαγεωργίου. Η βοήθειά της και η στήριξή της προς το πρόσωπό μου, από την πρώτη στιγμή που μου ανατέθηκε η εργασία αυτή, υπήρξε καταλυτική στην εκπόνησή της. Οφείλω να παραδεχτώ ότι στο χρονικό διάστημα που μεσολάβησε από την αρχική ανάθεση της εργασίας ως και την ολοκλήρωσή της υπήρξαν στιγμές που απογοητεύτηκα κι ένιωσα ότι δε θα μπορέσω να την φέρω εις πέρας. Με τις κατάλληλες συμβουλές και τις οδηγίες της, η Κα Παπαγεωργίου κατάφερε να με γεμίσει αυτοπεποίθηση και σιγουριά. Δεν μπορώ παρά να της είμαι υπόχρεος.

Ακόμη, θα ήθελα να ευχαριστήσω την οικογένειά μου και τους συμφοιτητές-φίλους μου μιας και όλοι τους διαδραμάτισαν σημαντικό ρόλο, άλλοι μεγαλύτερο-άλλοι μικρότερο, ώστε να ολοκληρωθεί αυτή η εργασία. Άλλοι με τις πολύτιμες, τονωτικές κουβέντες τους και άλλοι με τις συμβουλές και αξιέπαινες γνώμες τους με βοήθησαν σε πολλές στιγμές που τους χρειάστηκα.

Λαμία, Σεπτέμβριος 2012

Καρναβάς Δημήτριος

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1

1 Εισαγωγή

Τα περισσότερα προβλήματα σήμερα, στους πιο πολλούς τομείς χαρακτηρίζονται από πολυπλοκότητα, μη γραμμικότητα, ανατροφοδότηση, και απαιτούν δυναμικές διαδικασίες μοντελοποίησης. Μικρά ή μεσαία συστήματα, που από μαθηματικής πλευράς είναι καθορισμένα με σαφήνεια τα μοντέλα τους, μελετώνται με επιτυχία χρησιμοποιώντας συμβατικές μεθόδους μοντελοποίησης—αλλά αυτές έχουν περιορισμένη συμβολή αναφορικά με την αντιμετώπιση σύνθετων και πολύπλοκων συστημάτων, με την αναπαράστασή τους, την ανάλυση και τη λύση τους.

Σε τέτοια πολύπλοκα συστήματα, η γενικότερη αντιμετώπισή τους, ο τρόπος μοντελοποίησης και ο έλεγχος της λειτουργίας τους βασίζεται σε μεγάλο βαθμό στην ανθρώπινη γνώση. Με άλλα λόγια, υπάρχει μια απαίτηση για ανάπτυξη αυτόνομων συστημάτων που θα αξιοποιούν το συλλογισμό του ανθρώπου αλλά και νέων προηγμένων τεχνικών, έτσι ώστε οι ειδικές απαιτήσεις των σύνθετων συστημάτων να ικανοποιούνται.

Σε αυτό το πλαίσιο, έχουν αναπτυχθεί και τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα (ΑΓΔ), τα οποία αποτελούν μια ιδιαίτερα ενδιαφέρουσα μεθοδολογία μοντελοποίησης η οποία βασίζεται στη γνώση. Τα δίκτυα αυτά ανήκουν στην κατηγορία των ευέλικτων υπολογιστικών μεθόδων, οι οποίες ενσωματώνουν την ανθρώπινη γνώση αποτελεσματικά για τη μοντελοποίηση συστημάτων, αντιμετωπίζοντας την ασάφεια και την αβεβαιότητα, και έχοντας τη δυνατότητα να μαθαίνουν να προσαρμόζονται στο άγνωστο ή μεταβαλλόμενο περιβάλλον μέσα από τις τεχνικές εκπαίδευσής τους, πετυχαίνοντας έτσι καλύτερη απόδοση.

Τα ΑΓΔ έχουν την δυνατότητα να χειριστούν τις διαθέσιμες πληροφορίες από την αφηρημένη γνώση. Βασίζονται στην εμπειρία των ειδικών και στη γνώση, και έτσι αναπτύσσουν ένα μοντέλο συμπεριφοράς του συστήματος.

Τα σημαντικότερα χαρακτηριστικά των ασαφών γνωστικών δικτύων είναι η απλότητα και η ευελιξία που προσφέρουν στο σχεδιασμό, τη μοντελοποίηση και τον έλεγχο συστημάτων, η περιεκτική λειτουργία και η αφαιρετική αναπαράσταση της συμπεριφοράς για τα σύνθετα συστήματα. Αυτά τα χρήσιμα χαρακτηριστικά γνωρίσματα των ΑΓΔ, μας ενθαρρύνουν να τα αναπτύξουμε περαιτέρω και να ερευνήσουμε τη δομή τους, προσπαθώντας έτσι να βελτιώσουμε την αποδοτικότητά τους, να διευρύνουμε τη λειτουργία τους και τη δυνατότητα εφαρμογής τους σε ευρύτερο φάσμα προβλημάτων.

Μέχρι σήμερα έχουν γίνει ελάχιστες ερευνητικές προσπάθειες και υπάρχουν πολύ λίγες δημοσιεύσεις σε μεθόδους εκπαίδευσης των βαρών των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων. Δεν έχει προταθεί ένας πλήρης αλγόριθμος εκπαίδευσης για τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα που να τροποποιεί τα βάρη, να οδηγεί σε σύγκλιση και να εφαρμόζεται σε πραγματικά και πολύπλοκα προβλήματα. Παρόλα αυτά, έχουν προταθεί πολλές τεχνικές, μια εκ των οποίων είναι η χρήση γενετικών αλγορίθμων.

Έχοντας τα παραπάνω υπόψη, στα πλαίσια αυτής της πτυχιακής εργασίας θα γίνει μια μελέτη του φαινομένου της χρήσης γενετικών αλγορίθμων για την εκπαίδευση ΑΓΔ, και θα μελετηθούν κάποιες παράμετροι που καθορίζουν την απόδοσή τους. Έτσι, αρχικά θα γίνει μια αναφορά στους εξελικτικούς και γενετικούς αλγορίθμους, με μια σύντομη εισαγωγή, μια ιστορική αναδρομή και περιγραφή των βασικών εννοιών. Θα παρουσιαστούν επίσης τα βασικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της χρήσης τέτοιων αλγορίθμων, τα κυριότερα χαρακτηριστικά τους, οι βασικότερες εφαρμογές και η αποδοτικότητά τους. Εν συνεχεία, θα παρουσιαστούν αναλυτικά τα βασικά χαρακτηριστικά των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων, δίνοντας έμφαση αρχικά σε μια γενική περιγραφή, και εν συνεχεία στους τρόπους ανάπτυξης και εκπαίδευσης, ενώ θα παρουσιαστεί και η μέθοδος εκπαίδευσής τους με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων.

Ολοκληρώνοντας το θεωρητικό μέρος της εργασίας, θα γίνει αναφορά στην μεθοδολογία που χρησιμοποιήθηκε, εστιάζοντας στις παραμέτρους και τα χαρακτηριστικά της προσομοίωσης που θα παρουσιαστεί. Θα ακολουθήσει η παρουσίαση των αποτελεσμάτων, που θα περιλαμβάνει τα αποτελέσματα χρήσης γενετικών αλγορίθμων για την αντιμετώπιση προβλημάτων, μέσω συγκρίσεων και μελέτης αναφορικά με τη σημαντικότητα συγκεκριμένων παραμέτρων. Τέλος, θα παρουσιαστούν τα συμπεράσματα της παρούσας μελέτης και οι μελλοντικές κατευθύνσεις.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2

2 Εξελικτικοί και γενετικοί αλγόριθμοι

2.1 Γενικά για αλγορίθμους – εξελικτικούς αλγορίθμους

Αρχικά θα παρουσιάσουμε λίγα εισαγωγικά στοιχεία για τη θεωρία αλγορίθμων. Η θεωρία αλγορίθμων έχει μεγάλη παράδοση και η ηλικία μερικών αλγορίθμων αριθμεί χιλιάδες χρόνια, όπως για παράδειγμα ο αλγόριθμος του Ευκλείδη για την εύρεση του μέγιστου κοινού διαιρέτη δύο αριθμών ή το λεγόμενο κόσκινο του Ερατοσθένη για την εύρεση των πρώτων αριθμών από 1 μέχρι n .

Ξεκινώντας με κάποια ιστορικά στοιχεία, μπορούμε να αναφέρουμε πως η λέξη *αλγόριθμος* (*algorithm*) προέρχεται από μια μελέτη του Πέρση μαθηματικού Abu Ja'far Mohammed ibn Musa al Khowarizmi, που έζησε περί το 825 μΧ.

Ο όρος αλγόριθμος χρησιμοποιείται για να δηλώσει μεθόδους που εφαρμόζονται σε προγράμματα για την επίλυση προβλημάτων. Ωστόσο, ένας πιο αναλυτικός ορισμός της έννοιας αυτής είναι ο εξής: *«Αλγόριθμος είναι ένα πεπερασμένο σύνολο εντολών, αυστηρά καθορισμένων και εκτελέσιμων σε πεπερασμένο χρόνο οι οποίες αν ακολουθηθούν επιτυγχάνεται ένα επιθυμητό αποτέλεσμα.»*

Από τον ορισμό προκύπτει ότι για να χαρακτηριστεί μια ακολουθία βημάτων – διαδικασία ως αλγόριθμος, θα πρέπει να έχει πέντε βασικά χαρακτηριστικά. Το πρώτο είναι η είσοδος, το δεύτερο η έξοδος, το τρίτο ο καθορισμός (δηλαδή κάθε εντολή της διαδικασίας να καθορίζεται χωρίς καμία αμφιβολία για τον τρόπο εκτέλεσής της), και επιπλέον η περατότητα (δηλαδή ο αλγόριθμος να τελειώνει μετά από πεπερασμένα βήματα εκτέλεσης των εντολών του) και τέλος αποτελεσματικότητα (δηλαδή κάθε μεμονωμένη εντολή του αλγορίθμου να είναι απλή). Σημαντικά χαρακτηριστικά στην μελέτη αλγορίθμων, είναι η εκτίμηση της επίδοσης και της αποδοτικότητάς τους.

Ο απλούστερος τρόπος μέτρησης της επίδοσης είναι ο εμπειρικός ή αλλιώς ο λεγόμενος *posteriori* (εκ των υστέρων). Δηλαδή υλοποιείται ο αλγόριθμος και του εφαρμόζεται ένα σύνολο δεδομένων ώστε να υπολογισθεί ο απαιτούμενος χρόνος επεξεργασίας. Στην μέθοδο αυτή όμως υπάρχει το μειονέκτημα ότι είναι δύσκολο να προβλεφθεί η συμπεριφορά του αλγορίθμου για κάποιο άλλο σύνολο δεδομένων και συνεπώς να συναχθούν λάθος εκτιμήσεις για την επίδοσή του.

Για μια περισσότερο αντικειμενική εκτίμηση των αλγορίθμων έχει εισαχθεί ο όρος της *πολυπλοκότητας του αλγορίθμου* η οποία εκφράζεται με τον λεγόμενο *συμβολισμό O (O-notation)*.

Έτσι δημιουργείται μια ταξινόμηση, με βάση την οποία οι θεωρητικοί της θεωρίας αλγορίθμων προσπαθούν να βρουν αποτελεσματικότερους αλγορίθμους. Η ταξινόμηση που γίνεται στην αφηρημένη θεωρία πολυπλοκότητας χωρίζει τους αλγορίθμους σε *κλάσεις πολυπλοκότητας*. Αν ένα νέο πρόβλημα αποδειχθεί ότι ανήκει σε μία κλάση για την οποία υπάρχει αποτελεσματικός αλγόριθμος, τότε μπορεί με μια απλή μετατροπή του να λυθεί και το νέο αυτό πρόβλημα.

Υπάρχουν όμως και δυσεπίλυτα προβλήματα, για τα οποία δεν υπάρχει ή δεν έχει βρεθεί αλγόριθμος που να δίνει βέλτιστη λύση σε ικανοποιητικό χρόνο. Από την άλλη όμως είναι αναγκαία η μηχανιστική επίλυσή τους για χρήση σε κάποια πρακτική εφαρμογή.

Η απάντηση δόθηκε με χρήση των προσεγγιστικών αλγορίθμων, οι οποίοι δεν δίνουν την βέλτιστη λύση στο πρόβλημα, αλλά μια πολύ καλή προσέγγισή της, σε ικανοποιητικό χρόνο, αφού η εύρεση της ακριβούς λύσης θα απαιτούσε πιθανόν χρόνο μεγαλύτερο και από την ηλικία του σύμπαντος!

Χαρακτηριστικό παράδειγμα τέτοιου είδους προβλήματος είναι το Πρόβλημα του Πλανοδίου Πωλητή (Traveling Salesman Problem – TSP). Στο πρόβλημα αυτό σκοπός είναι να βρεθεί ο πιο σύντομος δρόμος μεταξύ N διαφορετικών πόλεων.

Αν δοκιμαστεί κάθε πιθανός δρόμος για περιήγηση N πόλεων, θα χρειαστούν $N!$ προσθέσεις. Για 30 πόλεις θα χρειαστούν $2,65 \times 10^{32}$ προσθέσεις. Αν υποθεθεί ότι

έναν υπολογιστή πραγματοποιεί 1 δισεκατομμύριο προσθέσεις το δευτερόλεπτο τότε θα χρειαστούν 8.000.000.000.000.000 χρόνια.

Παρόμοιο πρόβλημα είναι η βελτιστοποίηση του προγραμματισμού παραγωγής, στο οποίο θα αναφερθούμε στα επόμενα κεφάλαια.

2.2 Εξελικτικός προγραμματισμός και γενετικοί αλγόριθμοι

2.2.1 Εισαγωγή

Δεν μπορεί να αμφισβητηθεί, πως παρατηρείται εδώ και αρκετές δεκαετίες ένα συνεχώς αυξανόμενο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη συστημάτων επίλυσης προβλημάτων βασισμένων στις αρχές της *Φυσικής Εξέλιξης*. Τα συστήματα αυτού του είδους λειτουργούν διατηρώντας έναν πληθυσμό κωδικοποιημένων πιθανών λύσεων του προβλήματος που προσπαθούμε να επιλύσουμε, και εφαρμόζοντας πάνω σε αυτόν διάφορες διαδικασίες εμπνευσμένες από τη βιολογική εξέλιξη. Έτσι, περνώντας από γενιά σε γενιά, τα συστήματα αυτά δημιουργούν συνεχώς νέους πληθυσμούς πιθανών λύσεων εξελίσσοντας τους προηγούμενους πληθυσμούς.

Οι *Γενετικοί Αλγόριθμοι (Genetic Algorithms)* είναι ένα παράδειγμα τέτοιου συστήματος που μαζί με τον *Εξελικτικό Προγραμματισμό (Evolutionary Programming)*, τις *Στρατηγικές Εξέλιξης (Evolution Strategies)*, τα *Συστήματα Ταξινόμησης (Classifier Systems)* και το *Γενετικό Προγραμματισμό (Genetic Programming)* αποτελούν μια κατηγορία συστημάτων επίλυσης προβλημάτων που είναι ευρύτερα γνωστή με τον όρο *Εξελικτικοί Αλγόριθμοι (Evolutionary Algorithms)* [31].

Ανατρέχοντας στην 1^η φορά όπου μελετήθηκαν οι γενετικοί αλγόριθμοι, μπορούμε να φτάσουμε στα μέσα του προηγούμενου αιώνα. Τότε ήταν όταν διάφοροι επιστήμονες από το χώρο της βιολογίας αποφάσισαν να χρησιμοποιήσουν υπολογιστές στην προσπάθειά τους να προσομοιώσουν πολύπλοκα βιολογικά συστήματα. Η συστηματική τους ανάπτυξη όμως, που οδήγησε στην μορφή με την

οποία είναι γνωστοί σήμερα, πραγματοποιήθηκε στις αρχές του 1970 από τον John Holland και τους συνεργάτες του στο Πανεπιστήμιο του Michigan [1]

Σε κάθε περίπτωση, όταν αναφερόμαστε σε γενετικούς αλγόριθμους, ουσιαστικά μελετάται η μίμηση των μηχανισμών της βιολογικής εξέλιξης που απαντώνται στη φύση. Ας πάρουμε, για παράδειγμα, τους λαγούς και τον τρόπο που αναπαράγονται και εξελίσσονται από γενιά σε γενιά [31]. Έστω ότι αρχίζουμε να παρατηρούμε ένα συγκεκριμένο πληθυσμό από λαγούς σε ένα οικοσύστημα. Όπως είναι φυσικό, κάποιοι από αυτούς θα είναι πιο γρήγοροι και πιο εύστροφοι από άλλους. Αυτοί οι λαγοί έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιβιώσουν στο φυσικό τους περιβάλλον (δηλαδή να εξασφαλίζουν τροφή και να ξεφεύγουν από τα διάφορα αρπακτικά που τους καταδιώκουν, όπως για παράδειγμα τις αλεπούδες) από ότι κάποιοι πιο αργοί ή λιγότερο έξυπνοι λαγοί. Φυσικά δεν είναι λίγοι οι αργοί ή λιγότερο έξυπνοι λαγοί που καταφέρνουν να επιβιώνουν εξαιτίας της τύχης ή άλλων παραγόντων. Όλοι αυτοί οι λαγοί, που καταφέρνουν να επιβιώσουν, θα αρχίσουν την παραγωγή της επόμενης γενιάς τους, μιας γενιάς που θα συνδυάζει με διάφορους τρόπους όλα τα χαρακτηριστικά των μελών της προηγούμενης. Έτσι, μερικοί αργοί λαγοί θα αναμειχθούν με κάποιους γρήγορους, κάποιοι γρήγοροι με άλλους γρήγορους, κάποιοι εύστροφοι λαγοί με κάποιους μη εύστροφους και ούτω καθεξής, δημιουργώντας έτσι σταδιακά έναν πληθυσμό που απαρτίζεται από λαγούς που κατά μέσο όρο είναι εξυπνότεροι και ταχύτεροι από τους προγόνους τους [31].

Αξίζει επίσης να σημειωθεί, πως οι αλγόριθμοι αυτοί δανείζονται σε πολλές περιπτώσεις ορολογία που προέρχεται από το χώρο της Φυσικής Γενετικής. Σε αυτό το πλαίσιο, μπορούμε να σημειώσουμε πως αναφέρονται, για παράδειγμα σε άτομα (*individuals*) ή γενότυπους (*genotypes*) μέσα σε ένα πληθυσμό. Κάθε άτομο ή γενότυπος αποτελείται από *χρωμοσώματα* (*chromosomes*).

Η διαφορά είναι ότι όταν μιλάμε για γενετικούς αλγόριθμους, τότε ως επί το πλείστον αναφερόμαστε συνήθως σε άτομα με ένα μόνο χρωμόσωμα. Τα χρωμοσώματα αποτελούνται από *γονίδια* (*genes*) που είναι διατεταγμένα σε γραμμική ακολουθία. Κάθε γονίδιο επηρεάζει την κληρονομικότητα ενός ή

περισσότερων χαρακτηριστικών. Τα γονίδια που επηρεάζουν συγκεκριμένα χαρακτηριστικά γνώρισμα του ατόμου βρίσκονται και σε συγκεκριμένες θέσεις του χρωματοσώματος που καλούνται *loci*. Κάθε χαρακτηριστικό γνώρισμα του ατόμου (όπως για παράδειγμα το χρώμα μαλλιών) έχει τη δυνατότητα να εμφανιστεί με διάφορες μορφές, ανάλογα με την κατάσταση στην οποία βρίσκεται το αντίστοιχο γονίδιο που το επηρεάζει. Οι διαφορετικές αυτές καταστάσεις που μπορεί να πάρει το γονίδιο καλούνται *alleles* (*τιμές χαρακτηριστικού γνώρισματος*). Κάθε γενότυπος αναπαριστά μια πιθανή λύση σε ένα πρόβλημα. Το «αποκωδικοποιημένο» περιεχόμενο ενός συγκεκριμένου χρωμοσώματος καλείται *φαινότυπος* (*phenotype*) (π.χ. ένας ζωντανός οργανισμός είναι ο φαινότυπος των χρωμοσωμάτων του). Μια διαδικασία εξέλιξης που εφαρμόζεται πάνω σε ένα πληθυσμό αντιστοιχεί σε ένα εκτενές ψάξιμο στο χώρο των πιθανών λύσεων [31].

Απαραίτητη προϋπόθεση για την επιτυχημένη έκβαση ενός τέτοιου ψαξίματος αποτελεί η εξισορρόπηση δύο διαδικασιών που είναι προφανώς αντικρουόμενες. Η πρώτη από τις διαδικασίες αυτές είναι η όσο το δυνατόν καλύτερη εξερεύνηση όλου του διαστήματος, και η δεύτερη η εκμετάλλευση και διατήρηση των καλύτερων λύσεων.

Σε κάθε περίπτωση, οι αλγόριθμοι αυτοί, και πάντα αναφορικά με το υπό εξέταση πρόβλημα, διατηρούν έναν πληθυσμό πιθανών λύσεων πάνω στον οποίο δουλεύουν, σε αντίθεση με άλλες μεθόδους αναζήτησης που επεξεργάζονται ένα μόνο σημείο του διαστήματος αναζήτησης. Κατά συνέπεια, ένας αλγόριθμος πραγματοποιεί αναζήτηση σε πολλές κατευθύνσεις και υποστηρίζει καταγραφή και ανταλλαγή πληροφοριών μεταξύ αυτών των κατευθύνσεων. Ο πληθυσμός υφίσταται μια προσομοιωμένη γενετική εξέλιξη. Σε κάθε γενιά, οι σχετικά "καλές" λύσεις αναπαράγονται, ενώ οι σχετικά "κακές" απομακρύνονται. Ο διαχωρισμός και η αποτίμηση των διαφόρων λύσεων γίνεται με την βοήθεια μιας *αντικειμενικής συνάρτησης* (*objective ή fitness function*), η οποία παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος μέσα στο οποίο εξελίσσεται ο πληθυσμός [31].

Για τη δομή ενός απλού γενετικού αλγορίθμου, μπορούμε να πούμε τα παρακάτω, όπως σημειώνεται στο [31] αλλά έχει αναφερθεί και από τον ερευνητή

του [2]. Κατά την διάρκεια της γενιάς t , ο Γ.Α. διατηρεί ένα πληθυσμό $P(t)$ από n πιθανές λύσεις. Κάθε individual αποτιμάται και δίνει ένα μέτρο της καταλληλότητας και ορθότητάς του. Αφού ολοκληρωθεί η αποτίμηση όλων των μελών του πληθυσμού, δημιουργείται ένας νέος πληθυσμός (γενιά $t+1$) που προκύπτει από την επιλογή των πιο κατάλληλων στοιχείων του πληθυσμού της προηγούμενης γενιάς. Μερικά μέλη από τον καινούργιο αυτό πληθυσμό υφίστανται αλλαγές με την βοήθεια των γενετικών διαδικασιών της *διασταύρωσης και της μετάλλαξης* σχηματίζοντας νέες πιθανές λύσεις. Η διασταύρωση συνδυάζει τα στοιχεία των χρωμοσωμάτων δύο γονέων για να δημιουργήσει δύο νέους απογόνους ανταλλάσσοντας κομμάτια από τους γονείς [4].

Συνοψίζοντας μπορούμε να πούμε ότι ένας Γ.Α. για ένα συγκεκριμένο πρόβλημα πρέπει να αποτελείται από τα παρακάτω πέντε συστατικά. Αφενός, περιλαμβάνουν μια γενετική αναπαράσταση των πιθανών λύσεων του προβλήματος. Παράλληλα, αναφέρεται και σε έναν τρόπο δημιουργίας ενός αρχικού πληθυσμού από πιθανές λύσεις (αρχικοποίηση), ενώ βασική παράμετρος λειτουργίας του είναι και η λεγόμενη αντικειμενική συνάρτηση αξιολόγησης των μελών του πληθυσμού, που παίζει το ρόλο του περιβάλλοντος. Τέλος, υπάρχουν οι γενετικοί τελεστές για τη δημιουργία νέων μελών (λύσεων), αλλά και οι αντίστοιχες τιμές για τις διάφορες παραμέτρους που χρησιμοποιεί ο αλγόριθμος [31].

2.2.2 Ιστορική αναδρομή

Τις δεκαετίες του 1950–1960 πολλοί επιστήμονες της επιστήμης υπολογιστών πραγματοποίησαν μελέτες σε εξελικτικά συστήματα με την σκέψη ότι η εξέλιξη θα μπορούσε να χρησιμοποιηθεί ως εργαλείο βελτιστοποίησης για προβλήματα που απασχολούσαν μηχανικούς. Η ιδέα σε όλα αυτά τα συστήματα ήταν να αναπτύξουν έναν πληθυσμό «υποψηφίων» λύσεων σε ένα δεδομένο πρόβλημα

χρησιμοποιώντας τελεστές παρόμοιους με αυτούς που χρησιμοποιεί η φύση κατά την διάρκεια γενετικών παραλλαγών και φυσικής επιλογής.

Η φύση έχει έναν πολύ ισχυρό μηχανισμό εξέλιξης των οργανισμών, που βασίζεται στον ακόλουθο κανόνα της φυσικής επιλογής: οι οργανισμοί που δε μπορούν να επιβιώσουν στο περιβάλλον τους πεθαίνουν, ενώ οι υπόλοιποι πολλαπλασιάζονται μέσω της αναπαραγωγής. Οι απόγονοι παρουσιάζουν μικρές διαφοροποιήσεις από τους προγόνους τους, ενώ συνήθως υπερισχύουν αυτοί που συγκεντρώνουν τα καλύτερα χαρακτηριστικά [1].

Αν το περιβάλλον μεταβάλλεται με αργούς ρυθμούς, τα διάφορα είδη μπορούν να εξελίσσονται σταδιακά ώστε να προσαρμόζονται σε αυτό. Αν όμως συμβούν ραγδαίες μεταβολές, αρκετά είδη οργανισμών θα εξαφανιστούν. Σποραδικά, συμβαίνουν τυχαίες μεταλλάξεις, από τις οποίες οι περισσότερες οδηγούν τα μεταλλαγμένα άτομα στο θάνατο, αν και είναι πιθανό, πολύ σπάνια όμως, να οδηγήσουν στη δημιουργία νέων «καλύτερων» οργανισμών.

Η θεωρία της εξέλιξης (evolution) έχει χρησιμοποιηθεί σε μία κατηγορία αλγορίθμων επίλυσης προβλημάτων, που ονομάζονται *γενετικοί αλγόριθμοι (genetic algorithms)*.

Η εισαγωγή των αλγορίθμων αυτών έγινε το 1958 από τον *Friedberg*, ο οποίος επιχείρησε να συνδυάσει μικρά προγράμματα FORTRAN, ωστόσο τα προγράμματα που προέκυψαν τις περισσότερες φορές δεν ήταν εκτελέσιμα.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι τελικά επινοήθηκαν από τον John Holland την δεκαετία του 1960 και αναπτύχθηκαν από τους φοιτητές του και τους συνεργάτες του στο πανεπιστήμιο του Μίσιγκαν.

Είναι μια μέθοδος για μεταφορά από έναν πληθυσμό «χρωμοσωμάτων» σε έναν άλλο πληθυσμό χρησιμοποιώντας ένα είδος φυσικής επιλογής μαζί με γενετικούς τελεστές όπως:

- Διασταύρωσης (crossover), δηλαδή ανταλλαγή γενετικού υλικού μεταξύ δύο χρωμοσωμάτων από απλοειδείς γονείς.

- Μετάλλαξης (mutation), δηλαδή αναστροφή γενετικού υλικού σε έναν τυχαία επιλεγμένο τόπο.

- Αντιστροφής (inversion), δηλαδή ανακατανομή της διάταξης των γονιδίων σε ένα χρωμόσωμα.

- Επιλογής (selection), δηλαδή του διαχωρισμού των χρωμοσωμάτων που θα χρησιμοποιηθούν για την παραγωγή της επόμενης γενεάς [3].

Ο γενετικός αλγόριθμος εκτελεί μία αναζήτηση στο χώρο των υποψηφίων λύσεων, με στόχο την εύρεση κάποιας λύσης που μεγιστοποιεί τη συνάρτηση καταλληλότητας (αντικειμενική συνάρτηση κόστους). Η αναζήτηση αυτή είναι παράλληλη, καθώς σε κάθε υποψήφια λύση μπορεί να εκτελεστεί ξεχωριστή αναζήτηση. Η μέθοδος της αναζήτησης μπορεί να θεωρηθεί σαν *αναρρίχηση λόφου*, καθώς γίνονται μικρές αλλαγές στις υποψήφιες λύσεις του πληθυσμού και επιλέγονται πάντα οι καλύτερες, βάσει της συνάρτησης καταλληλότητας. Η αναζήτηση επικεντρώνεται στις περισσότερες κατάλληλες λύσεις, χωρίς όμως να αγνοούνται οι υπόλοιπες, καθώς υπάρχει πάντα ο κίνδυνος να παγιδευτεί η διαδικασία σε τοπικό μέγιστο.

Μέχρι τις αρχές της δεκαετίας του 1980 η μελέτη των γενετικών αλγορίθμων περιοριζόταν σε θεωρητικό επίπεδο, με λίγες πρακτικές εφαρμογές. Στην περίοδο αυτή οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνταν κυρίως για προβλήματα βελτιστοποίησης συναρτήσεων, χρησιμοποιώντας χρωμοσώματα συγκεκριμένου μήκους, δυαδικής κωδικοποίησης. Χαρακτηριστικές είναι οι μελέτες των Hollstien και De Jong την περίοδο αυτή.

Ο Hollstien πραγματοποίησε ανάλυση για το πώς επιδρούν οι τελεστές της επιλογής και της διασταύρωσης στην επίδοση του αλγορίθμου. Ο De Jong προσπάθησε να προσδιορίσει τα στοιχεία εκείνα που εμποδίζουν τους αλγορίθμους να φτάσουν γρήγορα σε σύγκλιση.

Από την αρχή της δεκαετίας του '80, η επιστημονική κοινότητα που ασχολείται με τη θεωρία και εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων, έχει δημιουργήσει μία πληθώρα πρακτικών εφαρμογών που εκτείνονται σε πολλούς τομείς ερευνητικής και

όχι μόνο δραστηριότητας. Βελτιώνοντας την απόδοση των γενετικών με τη ρύθμιση και βελτιστοποίηση των γενετικών τελεστών, αποδεικνύεται ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν σε διάφορες κατηγορίες προβλημάτων και αποτελούν μία ισχυρή μέθοδο βελτιστοποίησης. Τα τελευταία χρόνια παρατηρείται συστηματική ανάπτυξη των γενετικών αλγόριθμων στις φυσικές επιστήμες, στη μηχανική και στον κόσμο των επιχειρήσεων καθώς χρησιμοποιούνται σε προβλήματα προγραμματισμού (scheduling), βελτιστοποίησης (optimization) κτλ [2].

2.3 Βασικές έννοιες

2.3.1 Γενικές έννοιες: Γονίδια, πληθυσμός, γονείς και παιδιά

Σε αυτήν την ενότητα, θα μελετήσουμε κάποιες βασικές έννοιες που σχετίζονται με εξελικτικούς και γενετικούς αλγόριθμους. Οι πρώτες τέτοιες έννοιες, είναι τα γονίδια και τα χρωμοσώματα. Το γονίδιο αποτελεί τη βασική δομική μονάδα στην γενετική αλλά και στην μέθοδο βελτιστοποίησης με τη χρήση γενετικών αλγόριθμων. Τα γονίδια αποτελούν την κωδικοποιημένη παράσταση των παραμέτρων βελτιστοποίησης ενώ τα χρωμοσώματα περιέχουν το σύνολο των γονιδίων. Πιο συγκεκριμένα, κάθε υποψήφια λύση παριστάνεται με μια *συμβολοσειρά* ενός πεπερασμένου αλφαβήτου. Κάθε στοιχείο της συμβολοσειράς είναι ένα γονίδιο και η ίδια η συμβολοσειρά είναι ένα χρωμόσωμα.

Στην φύση (DNA) το αλφάβητο έχει μήκος τέσσερα και αποτελείται από τα στοιχεία A,G,T και C ενώ στους γενετικούς αλγορίθμους χρησιμοποιείται συνήθως δυαδικό αλφάβητο. Ωστόσο υπάρχουν περιπτώσεις γενετικών αλγορίθμων που χρησιμοποιούν πιο σύνθετες μορφές αναπαράστασης (π.χ. πραγματικούς αριθμούς, αφαριθμητικά στοιχεία κλπ) [5].

Μια άλλη σημαντική έννοια σε τέτοιους αλγορίθμους είναι οι «γονείς». Η διαδικασία επιλογής γονέων σχετίζεται με την απόδοση πιθανοτήτων επιλογής προς αναπαραγωγή στα μέλη ενός πληθυσμού υποψηφίων λύσεων. Κατά τη διαδικασία αυτή, κάποιοι γονείς με υψηλή τιμή στη συνάρτηση καταλληλότητας ενδέχεται να επιλεγούν προς αναπαραγωγή περισσότερες από μία φορές, ενώ κάποιοι γονείς με χαμηλή καταλληλότητα ενδέχεται να μην επιλεγούν καθόλου.

Κατά τη διαδικασία επιλογής, αρχικά οι υποψήφιος λύσεις αντιγράφονται σε μια δεξαμενή ζευγαρώματος (*mating pool*). Η δεξαμενή αυτή έχει μέγεθος ίσο με τον αρχικό πληθυσμό, και σε αυτήν αντιγράφονται μέλη του αρχικού πληθυσμού, με πιθανότητα ανάλογη της καταλληλότητάς τους.

Έπειτα από την διαδικασία αρχικοποίησης του πληθυσμού, όπου δημιουργείται η πρώτη γενιά, επιλέγονται ζευγάρια χρωμοσωμάτων από τον πληθυσμό τα οποία ονομάζονται γονείς. Η επιλογή γίνεται με πιθανοτικά και σταθμισμένα από την συνάρτηση κόστους κριτήρια.

Ο τρόπος επιλογής των γονέων που θα ζευγαρώσουν επηρεάζει σημαντικά την απόδοση των γενετικών αλγορίθμων. Δυο προβλήματα που εμφανίζονται συχνά στους γενετικούς αλγόριθμους και τα οποία μπορούν να αντιμετωπιστούν με τροποποίηση της διαδικασίας επιλογής, είναι η πρόωρη σύγκλιση (*premature convergence*) και η αργή σύγκλιση (*slow convergence*). Με τον όρο «σύγκλιση» εννοούμε την επικράτηση ενός χρωμοσώματος ή μικρών παραλλαγών του, σε μεγάλο ποσοστό στον πληθυσμό.

Κατά την πρόωρη σύγκλιση, ο πληθυσμός πολύ γρήγορα συγκλίνει γύρω από κάποιο χρωμόσωμα, το οποίο όμως αποτελεί τοπικό μέγιστο. Το αποτέλεσμα είναι να μην μπορεί πλέον ο γενετικός αλγόριθμος να ξεφύγει από αυτό το τοπικό μέγιστο, παρά μόνο με τη διαδικασία της μετάλλαξης, το οποίο όμως έχει πρακτικά μηδενική πιθανότητα να συμβεί. Το φαινόμενο αυτό εμφανίζεται σε περιπτώσεις που η συνάρτηση καταλληλότητας εμφανίζει πολύ απότομες μεταβολές και έντονα τοπικά μέγιστα και μπορεί να αντιμετωπιστεί με δύο τρόπους. Ο πρώτος είναι η απεικόνιση της συνάρτησης καταλληλότητας σε μία νέα συνάρτηση, λιγότερο απότομη (*fitness remapping*). Ο δεύτερος είναι ο καθορισμός ελάχιστων και μέγι-

στων ορίων, όσον αφορά το πόσες φορές επιλέγεται ένα χρωμόσωμα προς αναπαραγωγή σε κάθε κύκλο ανανέωσης του πληθυσμού.

Η *αργή σύγκλιση* είναι ουσιαστικά το ακριβώς αντίθετο φαινόμενο της πρόωρης σύγκλισης. Κατά αυτήν, μετά από ένα μεγάλο αριθμό επαναλήψεων, ο πληθυσμός εξακολουθεί να μην συγκλίνει. Το φαινόμενο εμφανίζεται όταν η συνάρτηση καταλληλότητας έχει μικρές κλίσεις, με αποτέλεσμα τα μέγιστα και τα ελάχιστα της να έχουν μικρές διαφορές. Η λύση είναι και πάλι η απεικόνιση της συνάρτησης σε μια νέα, η οποία πρέπει να έχει πιο έντονες διακυμάνσεις.

Τέλος μια εναλλακτική προσέγγιση στο θέμα της εξέλιξης του πληθυσμού είναι η μη ανανέωση ολόκληρου του πληθυσμού σε κάθε γενιά, αλλά ένα μέρος αυτού. Ορίζεται ως *χάσμα γενεών (generation gap)* το ποσοστό των χρωμοσωμάτων κάθε γενιάς που ανανεώθηκε, προς το σύνολο των χρωμοσωμάτων. Στους τυπικούς γενετικούς αλγορίθμους ο συντελεστής αυτός ισούται με τη μονάδα. Ωστόσο η νέα τάση είναι η ανανέωση μέρους του πληθυσμού και μάλιστα, στην πιο ακραία μορφή μόνο δύο μελών. Η μέθοδος αυτή ονομάζεται *μέθοδος μερικής ανανέωσης (Steady state replacement)*.

Η μέθοδος της μερικής ανανέωσης προσεγγίζει πιο πολύ στην πραγματικότητα, αφού εκεί συνυπάρχουν πάντα σε κάποιο βαθμό οι διαφορετικές γενεές. Μάλιστα δίνεται η δυνατότητα στους απογόνους να ανταγωνιστούν τους γονείς τους, επικρατώντας και πάλι ο καλύτερος.

Υπάρχουν δύο θέματα στην προσέγγιση της μερικής ανανέωσης: πώς θα επιλεγούν οι γονείς που θα ζευγαρώσουν και πώς θα επιλεγεί ισάριθμος αριθμός γονέων που θα αποχωρήσουν, ώστε να αφήσουν χώρο για τους απογόνους.

Οι προσεγγίσεις που ακολουθούνται είναι οι ακόλουθες τρεις [6]:

- Επιλογή των γονέων προς αναπαραγωγή με πιθανότητα ανάλογη προς την καταλληλότητα τους και τυχαία επιλογή των γονέων που θα αποχωρήσουν.

- Επιλογή των γονέων προς αναπαραγωγή τυχαία και επιλογή των γονέων που θα αποχωρήσουν με πιθανότητα αντιστρόφως ανάλογη προς την καταλληλότητα τους.

- Επιλογή των γονέων προς αναπαραγωγή με πιθανότητα ανάλογη προς την καταλληλότητα τους και επιλογή των γονέων που θα αποχωρήσουν με πιθανότητα αντιστρόφως ανάλογη προς την καταλληλότητα τους.

Πέραν των ανωτέρω, ιδιαίτερα χρήσιμες έννοιες σε τέτοιου είδους αλγόριθμους είναι αυτές των πληθυσμών και των γενεών. Ο πληθυσμός αποτελείται από μία ομάδα πιθανών λύσεων σε μορφή χρωμοσωμάτων. Χρησιμοποιείται από τον γενετικό αλγόριθμο για την εύρεση της βέλτιστης λύσης. Οι επαναλήψεις του γενετικού αλγόριθμου ονομάζονται γενιές.

Η αναπαραγωγή η οποία αποτελείται από την επιλογή (*selection*), την διασταύρωση (*crossover*) και την μετάλλαξη (*mutation*) συνεχίζεται, έως ότου να δημιουργηθεί μία νέα γενιά η οποία θα αντικαταστήσει την προηγούμενη. Εκείνα τα χρωμοσώματα της εκάστοτε γενιάς που έχουν τα καλύτερα χαρακτηριστικά, θα παράγουν περισσότερα αντίγραφα τους στην επόμενη γενιά με αποτέλεσμα την σύγκλιση του πληθυσμού προς την βέλτιστη λύση. Η διαδικασία ολοκληρώνεται όταν τα κριτήρια τερματισμού έχουν ικανοποιηθεί.

Με έναν αποδοτικό γενετικό αλγόριθμο, ο πληθυσμός θα πρέπει μετά από αρκετές επαναλήψεις να συγκλίνει προς το ολικό μέγιστο. Η σύγκλιση αυτή αφορά είτε το καλύτερο στοιχείο του πληθυσμού ή το μέσο όρο αυτού. Ένα γονίδιο θεωρείται ότι έχει συγκλίνει, όταν έχει την ίδια τιμή στο 95% των χρωμοσωμάτων. Ένας πληθυσμός θεωρείται ότι έχει συγκλίνει, όταν όλα τα γονίδια του έχουν συγκλίνει.

Αναφορικά με τους απογόνους, αυτοί δημιουργούνται από την εφαρμογή στοχαστικών τελεστών στο επιλεγμένο ζεύγος γονέων, όπως η διασταύρωση και η μετάλλαξη. Η διασταύρωση (*crossover*) αποτελεί τελεστή επανασύνδεσης καθώς αφορά την τυχαία επιλογή του σημείου του χρωμοσώματος όπου θα γίνει η αντιστοίχιση και η συνένωση του γενετικού υλικού των δύο γονέων. Αποτέλεσμα είναι τα δύο παιδιά να φέρουν χαρακτηριστικά και των δύο γονέων. Η διασταύρωση

πραγματοποιείται με πιθανότητα P_{cross} που κυμαίνεται μεταξύ 0,6 και 0,8 και αποτελεί τον σημαντικότερο τελεστή.

Η μετάλλαξη αλλάζει την τιμή ενός τυχαία επιλεγμένου γονιδίου του χρωμοσώματος και αποτελεί ένα μηχανισμό ο οποίος διασφαλίζει ότι η επιλογή δεν συγκλίνει σε ένα τοπικό μέγιστο. Επίσης διευρύνει την περιοχή αναζήτησης, καθώς εισάγει γενετικό υλικό το οποίο δεν υπάρχει στην προηγούμενη γενιά, ούτε είναι δυνατόν να προκύψει από τον τελεστή διασταύρωσης. Η μετάλλαξη δεν είναι τόσο σημαντική όσο η διασταύρωση και συνήθως πραγματοποιείται με πιθανότητα P_{mutation} της τάξης του 0,05 [8].

2.3.2 Η έννοια της συνάρτησης κόστους

Η αντικειμενική συνάρτηση η οποία καθορίζει τον στόχο βελτιστοποίησης, ονομάζεται *συνάρτηση κόστους* ή *συνάρτηση καταλληλότητας*. Η συνάρτηση κόστους δέχεται ως είσοδο ένα χρωμόσωμα και επιστρέφει έναν αριθμό που υποδηλώνει πόσο κατάλληλο είναι, δηλαδή αναθέτει μία τιμή σε κάθε χρωμόσωμα του πληθυσμού. Η τιμή αυτή αποτελεί κριτήριο για το πόσο ικανοποιητική είναι η λύση που αντιπροσωπεύει το κάθε χρωμόσωμα στην συγκεκριμένη φάση.

Συγκεκριμένα το πεδίο τιμών της συνάρτησης είναι συνήθως από το 0 έως το 1 (ανάλογα με την υλοποίηση αυτό μπορεί να διαφέρει). Τιμή ίση με 1 σημαίνει ότι το συγκεκριμένο χρωμόσωμα είναι τέλειο, δηλαδή ικανοποιεί όλες τις προϋποθέσεις του προβλήματος και αποτελεί αποδεκτή λύση.

Ανάλογα με το πρόβλημα, η κατασκευή της συνάρτησης καταλληλότητας μπορεί να είναι από απλή, έως εξαιρετικά πολύπλοκη. Η ιδανική συνάρτηση καταλληλότητας θα πρέπει να είναι συνεχής και μονότονη. Ωστόσο αυτό σπάνια συμβαίνει (εάν συνέβαινε, θα αρκούσε μια απλή αναζήτηση αναρρίχησης λόφου για να βρεθεί η βέλτιστη λύση), οπότε αυτό που επιζητείται είναι μια συνάρτηση

καταλληλότητας που δεν έχει πολλά τοπικά μέγιστα ή ένα απομονωμένο ολικό μέγιστο.

Ο γενικός κανόνας στην κατασκευή της συνάρτησης καταλληλότητας είναι ότι αυτή πρέπει να αντικατοπτρίζει ρεαλιστικά την αξία του χρωμοσώματος. Ωστόσο η έννοια της αξίας ενός χρωμοσώματος δεν είναι πάντα ιδιαίτερα χρήσιμη. Για παράδειγμα, σε προβλήματα βελτιστοποίησης με περιορισμούς υπάρχουν πολλά χρωμοσώματα, δηλαδή πολλές υποψήφιες λύσεις που παραβιάζουν περιορισμούς, άρα η αξία τους είναι μηδενική. Κλασικό παράδειγμα είναι το πρόβλημα της δημιουργίας του ωρολογίου προγράμματος, όπου οι αίθουσες και οι διδάσκοντες πρέπει να κατανεμηθούν στα τμήματα, με περιορισμούς όπως ότι μια αίθουσα ή ένας διδάσκων δεν μπορεί να συνδεθεί την ίδια ώρα με δύο διαφορετικά τμήματα. Σε αυτή την περίπτωση η συνάρτηση καταλληλότητας δεν πρέπει να εκφράζει την ποιότητα της λύσης, αλλά το πόσο κοντά αυτή βρίσκεται σε μια έγκυρη λύση. Έτσι υπολογίζεται ο αριθμός των περιορισμών που παραβιάζει η λύση και γίνεται μια εκτίμηση για την προσπάθεια που απαιτείται για να διορθωθεί.

Μια άλλη προσέγγιση που ακολουθείται πολλές φορές είναι αυτή της *προσεγγιστικής συνάρτησης καταλληλότητας (approximate fitness function)*. Το κρίσιμο θέμα είναι η επιθυμητή ακρίβεια της συνάρτησης καταλληλότητας και το υπολογιστικό κόστος που θεωρείται αποδεκτό για μια συνάρτηση καταλληλότητας που δίνει ενδεχομένως άριστα αποτελέσματα. Εάν λοιπόν υπάρχουν διαθέσιμες δύο συναρτήσεις καταλληλότητας, μια ακριβής και μια προσεγγιστική, όπου όμως η ακριβής έχει δεκαπλάσιο χρόνο υπολογισμού από την προσεγγιστική, ενδεχομένως να συμφέρει η χρήση της προσεγγιστικής, αφού αυτή θα επιτρέψει την πραγματοποίηση δεκαπλάσιας ποσότητας υπολογισμών (δηλαδή αναπαραγωγών) στον ίδιο χρόνο, σε σχέση με τη χρονοβόρα συνάρτηση [9].

2.4 Βασικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα

2.4.1 Πλεονεκτήματα των εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων

Μερικά από τα σημαντικότερα πλεονεκτήματα που έχει η χρήση εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων για την επίλυση προβλημάτων είναι τα εξής [31]:

Καταρχήν, ένα βασικό πλεονέκτημά τους είναι το γεγονός ότι έχουν τη δυνατότητα να επιλύουν δύσκολα προβλήματα γρήγορα και αξιόπιστα. Ένας από τους σημαντικούς λόγους χρήσης των αλγορίθμων αυτών είναι η μεγάλη τους αποδοτικότητα. Τόσο η θεωρία, όσο και η πράξη έχουν δείξει ότι προβλήματα που έχουν πολλές, δύσκολα προσδιορισμένες λύσεις μπορούν να αντιμετωπιστούν καλύτερα από Γ.Α. Είναι δε αξιοσημείωτο ότι συναρτήσεις που παρουσιάζουν μεγάλες διακυμάνσεις και καθιστούν ανεπαρκείς άλλες μεθόδους στην εύρεση των ακρότατών τους, για τους αλγορίθμους δεν αποτελούν σημεία δυσχέρειας.

Πέραν αυτού, οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν επίσης να συνεργαστούν με τα υπάρχοντα μοντέλα και συστήματα. Οι εξελικτικοί και γενετικοί αλγόριθμοι προσφέρουν το σημαντικό πλεονέκτημα της χρήσης τους με προσθετικό τρόπο στα μοντέλα που χρησιμοποιούνται σήμερα, μη απαιτώντας την επανασχεδίαση τους. Μπορούν εύκολα να συνεργαστούν με τον υπάρχοντα κώδικα, χωρίς μεγάλο κόπο. Αυτό συμβαίνει, διότι χρησιμοποιούν μόνο πληροφορίες της διαδικασίας ή συνάρτησης που πρόκειται να βελτιστοποιήσουν, δίχως να ενδιαφέρει άμεσα ο ρόλος της μέσα στο σύστημα ή η όλη δομή του συστήματος [31].

Ένα τρίτο σημαντικό πλεονέκτημα των γενετικών αλγορίθμων, είναι το γεγονός πως είναι εύκολα επεκτάσιμοι και εξελίξιμοι. Πιο συγκεκριμένα, οι αλγόριθμοι αυτοί δεν αντιστέκονται σε αλλαγές, επεκτάσεις και μετεξελίξεις, ανάλογα με την κρίση του σχεδιαστή. Σε πολλές εφαρμογές, έχουν αναφερθεί λειτουργίες των αλγορίθμων που δεν είναι δανεισμένες από τη φύση ή που έχουν υποστεί σημαντικές αλλαγές, πάντα προς όφελος της απόδοσης. Παραλλαγές στο βασικό σχήμα δεν είναι απλά αναγκαίες, αλλά σε ορισμένες περιπτώσεις επιβάλλονται.

Επιπροσθέτως, οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν την ιδιότητα ότι μπορούν να συμμετέχουν σε υβριδικές μορφές με άλλες μεθόδους. Αν και η ισχύς των αλγορίθμων αυτών είναι μεγάλη, σε μερικές ειδικές περιπτώσεις προβλημάτων, όπου άλλες μέθοδοι συμβαίνει να έχουν πολύ υψηλή αποδοτικότητα, λόγω εξειδίκευσης, υπάρχει η δυνατότητα χρησιμοποίησης ενός υβριδικού σχήματος αλγορίθμων με άλλη μέθοδο. Αυτό είναι αποτέλεσμα της μεγάλης ευελιξίας των εξελικτικών / γενετικών αλγορίθμων [31].

Σημαντικό επίσης πλεονέκτημα των αλγορίθμων αυτών είναι ότι εφαρμόζονται σε πολύ περισσότερα πεδία από κάθε άλλη μέθοδο. Το χαρακτηριστικό που τους εξασφαλίζει αυτό το πλεονέκτημα είναι η ελευθερία επιλογής των κριτηρίων που καθορίζουν την επιλογή μέσα στο τεχνικό περιβάλλον. Έτσι, οι αλγόριθμοι αυτοί μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην οικονομία, στο σχεδιασμό μηχανών, στην επίλυση μαθηματικών εξισώσεων, στην εκπαίδευση Νευρωνικών Δικτύων και σε πολλούς άλλους τομείς. Αλλά πέρα από αυτό, είναι εξίσου σημαντικό το ότι δεν απαιτούν περιορισμούς στις συναρτήσεις που επεξεργάζονται. Ο κύριος λόγος που καθιστά τις παραδοσιακές μεθόδους δύσκαμπτες και ακατάλληλες για πολλά προβλήματα είναι η απαίτησή τους για ύπαρξη περιορισμών, όπως ύπαρξη παραγώγων, συνέχεια, όχι "θορυβώδεις" συναρτήσεις κ.τ.λ. Τέτοιου είδους ιδιότητες είναι αδιάφορες για τους αλγορίθμους αυτούς, πράγμα που τους κάνει κατάλληλους για μεγάλο φάσμα προβλημάτων.

Σημαντική και εξίσου χρήσιμη ιδιότητα των αλγορίθμων, είναι το γεγονός ότι δεν ενδιαφέρει η σημασία της υπό εξέταση πληροφορίας όταν χρησιμοποιούνται. Η μόνη "επικοινωνία" του γραμμικού αλγορίθμου με το περιβάλλον του είναι η αντικειμενική συνάρτηση. Αυτό εγγυάται την επιτυχία του ανεξάρτητα από την σημασία του προβλήματος. Βέβαια, δεν σημαίνει ότι δεν υπάρχουν άλυτα προβλήματα για τους αλγορίθμους. Όπου όμως δεν τα καταφέρνουν, η αιτία είναι η φύση του χώρου που ερευνούν και όχι το πληροφοριακό περιεχόμενο του προβλήματος [31].

Ακόμα, οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν από τη φύση τους το στοιχείο του παραλληλισμού. Οι αλγόριθμοι σε κάθε τους βήμα επεξεργάζονται μεγάλες

ποσότητες πληροφορίας, αφού κάθε άτομο θεωρείται αντιπρόσωπος πολλών άλλων, και μάλιστα έχει αποδειχτεί πως μπορούν να καλύψουν με αποδοτικό ψάξιμο μεγάλους χώρους σε μικρούς χρόνους. Παράλληλα, αποτελούν ουσιαστικά μια μέθοδο που κάνει ταυτόχρονα εξερεύνηση του χώρου αναζήτησης και εκμετάλλευση της ήδη επεξεργασμένης πληροφορίας. Ο συνδυασμός αυτός σπάνια συναντάται σε οποιαδήποτε άλλη μέθοδο. Με το τυχαίο ψάξιμο γίνεται καλή εξερεύνηση του χώρου, αλλά δεν γίνεται εκμετάλλευση της πληροφορίας. Αντίθετα, με το hillclimbing γίνεται καλή εκμετάλλευση της πληροφορίας, αλλά όχι καλή εξερεύνηση. Συνήθως τα δύο αυτά χαρακτηριστικά είναι ανταγωνιστικά και το επιθυμητό είναι να συνυπάρχουν και τα δύο προς όφελος της όλης διαδικασίας. Οι γενετικοί αλγόριθμοι επιτυγχάνουν το βέλτιστο συνδυασμό εξερεύνησης και εκμετάλλευσης, πράγμα που τους κάνει ιδιαίτερα αποδοτικούς και ελκυστικούς [31].

Τέλος, οι γενετικοί αλγόριθμοι επιδέχονται παράλληλη υλοποίηση, και αυτό είναι ένα εξίσου σημαντικό τους πλεονέκτημα. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι μπορούν να εκμεταλλευτούν τα πλεονεκτήματα των παράλληλων μηχανών, αφού λόγω της φύσης τους, εύκολα μπορούν να δεχτούν παράλληλη υλοποίηση. Το χαρακτηριστικό αυτό αυξάνει ακόμη περισσότερο την απόδοσή τους, ενώ σπάνια συναντάται σε ανταγωνιστικές μεθόδους [7].

2.4.2 Λόγοι επιφυλακτικότητας για τη χρήση εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων

Παρά την πληθώρα πλεονεκτημάτων των γενετικών αλγορίθμων, υπάρχουν και κάποιες παράμετροι που κάνουν τους χρήστες τους επιφυλακτικούς. Οι βασικότεροι λόγοι για την δυσπιστία αυτή συνοψίζονται σε αυτήν την ενότητα.

Καταρχήν, η χρήση των αλγορίθμων αυτών παρουσιάζει κάποια σημαντικά προβλήματα εξοικείωσης με τη Γενετική. Για τους περισσότερους, που ασχολούνται με την Επιστήμη των Υπολογιστών, οι έννοιες της Εξέλιξης και της Φυσικής

Επιλογής μπορεί να μην ηχούν παράξενα, αλλά δεν είναι και από τις πιο οικείες. Η Βιολογία δεν έχει άμεση σχέση με τους υπολογιστές, γι' αυτό και οι γνώσεις σχεδόν όλων είναι σε πολύ γενικό επίπεδο. Εντούτοις, δεν απαιτούνται γνώσεις Γενετικής και Βιολογίας. Εκείνο που συμβαίνει με τους αλγορίθμους αυτούς είναι ότι μιμούνται με αφαιρετικό τρόπο κάποιες διαδικασίες που παρατηρούνται στη φύση, χωρίς να ενδιαφέρει σε μεγάλο βαθμό λεπτομέρειας η λειτουργία τους και χωρίς να είναι απαραίτητο το γνωστικό υπόβαθρο που έχουν οι βιολόγοι για να μελετήσουν αυτά τα φαινόμενα. Οι όροι είναι δανεισμένοι από τη βιολογία με σκοπό την καλύτερη εισαγωγή και κατανόηση του θέματος και όχι την παραπομπή του μελετητή στα άγνωστα πεδία μιας ξένης επιστήμης και, τελικά, τη σύγχυσή του. Θα μπορούσε ίσως, να παραληφθεί η αναφορά στη Γενετική και να γίνει μια παρουσίαση των αλγορίθμων ως "προσωπικές διαδικασίες για αναζήτηση και βελτιστοποίηση", αυτό όμως μάλλον θα έκανε τα πράγματα δυσκολότερα. Εξάλλου, είναι συνηθισμένο το φαινόμενο θεωρίες που είναι δανεισμένες από άλλες επιστήμες να διατηρούν την αυθεντική τους ορολογία [31].

Ένα ακόμα σημαντικό πρόβλημα, είναι αυτό του χρόνου. Στη φύση ως γνωστό, η εξέλιξη λειτουργεί με ρυθμούς πολύ αργούς. Χρειάζονται να περάσουν χιλιάδες γενιές, άρα και αρκετός χρόνος, για να αλλάξουν τα χαρακτηριστικά των ειδών και να διαφοροποιηθούν οι ικανότητες και η συμπεριφορά τους. Θέτουν έτσι ορισμένοι το ερώτημα: πώς είναι δυνατό ένα μοντέλο αναζήτησης λύσεων να έχει καλές επιδόσεις χρόνου, όταν είναι εμπνευσμένο από μια φυσική διαδικασία που εξελίσσεται με ρυθμούς απίστευτα αργούς; Η απάντηση εδώ είναι απλή. Κατ' αρχήν, ακόμη και στη φύση, η εξέλιξη δεν είναι από μόνη της μια αργή διαδικασία. Εξέλιξη των ειδών συμβαίνει όταν αλλάζει τα περιβάλλον τους και πρέπει να προσαρμοστούν στα καινούργια δεδομένα, ώστε να επιβιώσουν. Αλλαγές όμως του περιβάλλοντος γίνονται με πολύ αργούς ρυθμούς και κατά συνέπεια και η εξέλιξη ακολουθεί αυτούς τους ρυθμούς. Αν οι αλλαγές του περιβάλλοντος γίνονται με γρηγορότερο τρόπο, τότε επιταχύνεται και η εξέλιξη. Αυτό άλλωστε παρατηρείται και στα βιολογικά εργαστήρια, όπου μικροοργανισμοί αλλάζουν την συμπεριφορά τους αμέσως, όταν τοποθετούνται σε νέες συνθήκες. Επιπλέον, στο πεδίο των υπολογιστών τα άτομα κωδικοποιούνται συνήθως ως συμβολοσειρές και οι

συνθήκες του περιβάλλοντος μοντελοποιούνται με απλές μαθηματικές σχέσεις. Έτσι, το μοντέλο με το οποίο δουλεύει ο υπολογιστής δεν παρουσιάζει ιδιαίτερο υπολογιστικό φόρτο, συγκρινόμενο πάντα με αντίστοιχες μεθόδους [31].

2.5 Βασικά χαρακτηριστικά εξελικτικών και γενετικών αλγορίθμων

2.5.1 Γενικά χαρακτηριστικά

Οι εξελικτικοί και οι γενετικοί αλγόριθμοι πλεονεκτούν αισθητά στη λύση προβλημάτων αναζήτησης και βελτιστοποίησης από τις παραδοσιακές μεθόδους. Αυτό συμβαίνει, διότι διαφέρουν θεμελιωδώς από αυτές. Τα κυριότερα νέα χαρακτηριστικά που τους διαφοροποιούν, αλλά και τους δίνουν υπεροχή, σύμφωνα με τον D. Goldberg [Goldberg, 1989], μπορούν να συνοψιστούν ως ακολούθως.

Αρχικά, οι γενετικοί αλγόριθμοι δουλεύουν με μια κωδικοποίηση του συνόλου τιμών που μπορούν να λάβουν οι μεταβλητές και όχι με τις ίδιες τις μεταβλητές του προβλήματος: Για παράδειγμα, αναφέρεται το εξής πρόβλημα βελτιστοποίησης: Έστω ένα μαύρο κουτί με πέντε δυαδικούς διακόπτες (on - off). Για κάθε συνδυασμό s των διακοπών παράγεται μία έξοδος $f(s)$. Ζητείται ο συνδυασμός των διακοπών που μεγιστοποιεί την έξοδο. Με τις παραδοσιακές μεθόδους, το μέγιστο θα εντοπιζόταν με "παίξιμο" των διακοπών πηγαίνοντας από συνδυασμό σε συνδυασμό με ψάξιμο στα τυφλά, καθ' ότι δεν είναι γνωστός ο τύπος της συνάρτησης. Σε έναν τέτοιο αλγόριθμο όμως, η πρώτη ενέργεια είναι η κωδικοποίηση των διακοπών ως συμβολοσειρές πεπερασμένου μήκους. Μια απλή κωδικοποίηση θα μπορούσε να γίνει θεωρώντας μια δυαδική συμβολοσειρά μήκους πέντε, όπου η κάθε θέση αναπαριστά ένα διακόπτη. Το 0 αντιστοιχεί στη θέση off και το 1 στη θέση on. Δηλαδή, η συμβολοσειρά 11110 κωδικοποιεί το συνδυασμό

κατά τον οποίο οι πρώτοι τέσσερις διακόπτες είναι on και ο τελευταίος off. Η κωδικοποίηση δεν είναι απαραίτητο να είναι πάντα δυαδική. Όπως θα φανεί και αργότερα, μπορεί να γίνει με πολλούς τρόπους, αρκετοί από τους οποίους ίσως και να μην είναι προφανείς. Το στοιχείο της κωδικοποίησης, όπως εξηγείται παρακάτω, είναι εκείνο που επιτρέπει στους αλγορίθμους να κάνουν παράλληλη επεξεργασία δεδομένων.

Επιπλέον, οι γενετικοί αλγόριθμοι κάνουν αναζήτηση σε πολλά σημεία ταυτόχρονα και όχι μόνο σε ένα: Σε πολλές μεθόδους βελτιστοποίησης, η επεξεργασία γίνεται βήμα προς βήμα, πηγαίνοντας προσεκτικά από σημείο σε σημείο του πεδίου ορισμού του προβλήματος. Αυτό το βήμα προς βήμα ενέχει αρκετούς κινδύνους, ο κυριότερος από τους οποίους είναι να περιοριστεί η αναζήτηση σε μια περιοχή τοπικού ακρότατου, που δεν είναι ολικό. Οι γενετικοί αλγόριθμοι. εξαλείφουν αυτόν τον κίνδυνο ενεργώντας ταυτόχρονα πάνω σε ένα ευρύ σύνολο σημείων (σύνολο από συμβολοσειρές). Έτσι μπορούν να "ανεβαίνουν" πολλούς λόφους (hill-climbing) την ίδια στιγμή, ελαχιστοποιώντας την πιθανότητα να βρουν μια λάθος κορυφή. Γυρίζοντας στο παράδειγμα με το μαύρο κουτί, οι κλασσικές μέθοδοι θα ξεκινούσαν το ψάξιμο από ένα συνδυασμό των διακοπών και στη συνέχεια, εφαρμόζοντας κάποιο κανόνα μετάβασης, θα δοκίμαζαν τον επόμενο (ψάξιμο δηλαδή σημείο προς σημείο). Αντιθέτως, ένας Γ.Α. αρχίζει το ψάξιμό του από ένα πληθυσμό συνδυασμών συμβολοσειρών και κατόπιν παράγει διαδοχικά καινούριους. Ένας αρχικός πληθυσμός θα μπορούσε να είναι, π.χ. 01101, 11000, 01000 και 10011. Έπειτα, "τρέχοντας" ο αλγόριθμος δημιουργεί νέους πληθυσμούς που συγκλίνουν προς την επιθυμητή λύση. Διαλέγοντας ένα πληθυσμό που να καλύπτει αντιπροσωπευτικά ένα μεγάλο εύρος τιμών μπορούν να προκύψουν ικανοποιητικά αποτελέσματα.

Πέραν αυτών, οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούν μόνο την αντικειμενική συνάρτηση και καμία επιπρόσθετη πληροφορία: Πολλές μέθοδοι αναζήτησης απαιτούν αρκετές βοηθητικές πληροφορίες για τη συνάρτηση που επεξεργάζονται. Τέτοιου είδους πληροφορίες δεν προαπαιτούνται από τους αλγορίθμους. Αξιοποιούν μόνο όση πληροφορία περιέχεται στην αντικειμενική συνάρτηση πράγμα που τους προσδίδει μεγάλη ευελιξία. Έτσι όμως, προκύπτει το ερώτημα αν

συμφέρει να αγνοούνται οι βοηθητικές πληροφορίες. Γι' αυτό ακριβώς το λόγο έχουν αναπτυχθεί μορφές Γ.Α. που αξιοποιούν και τέτοιου είδους πληροφορίες (Knowledge-Based Genetic Algorithms).

Σημειώνεται επίσης ότι οι αλγόριθμοι αυτοί χρησιμοποιούν πιθανοθεωρητικούς κανόνες μετάβασης και όχι ντετερμινιστικούς: Η χρήση πιθανοτικών κανόνων μετάβασης είναι κυρίαρχο γνώρισμα των Γ.Α., χωρίς αυτό να σημαίνει ότι η όλη διαδικασία βαδίζει στην τύχη. Δε λαμβάνονται αποφάσεις με το "στρίψιμο ενός νομίσματος". Το στοιχείο της τύχης χρησιμοποιείται ως οδηγός για αναζήτηση σε περιοχές που αναμένεται να δώσουν καλά αποτελέσματα [10].

2.5.2 Είδη γενετικών αλγορίθμων

Generational GA

Σε ένα παραδοσιακό γενετικό αλγόριθμο η εξέλιξη επιτυγχάνεται μέσα από μία αλληλουχία διακεκριμένων γενιών. Αυτές δεν αλληλεπικαλύπτονται. Ένα άτομο υπάρχει μόνο σε μία γενιά και μπορεί να επηρεάσει τις επόμενες μόνο διαμέσου των παιδιών του. Συνεπώς σε κάθε αναπαραγωγικό κύκλο ο αλγόριθμος παράγει μία εντελώς νέα γενιά παιδιών η οποία και αντικαθιστά εξ ολοκλήρου την προηγούμενη.

Steady-state GA

Ένα δεύτερο είδος είναι ο Steady-state γενετικός αλγόριθμος στον οποίο μόνο ένα μέρος της τρέχουσας γενιάς αντικαθίσταται από παιδιά του αναπαραγωγικού κύκλου. Το γεγονός αυτό έχει ως αποτέλεσμα τη δημιουργία μιας γενιάς η οποία προσωρινά έχει μεγαλύτερο μέγεθος οπότε επιλέγονται και απομακρύνονται άτομα από τον προσωρινό αυτό πληθυσμό μέχρις ότου να μειωθεί στα κανονικά επίπεδα. Αυτό βεβαιώνει ότι η γενιά παραμένει σε ένα σταθερό μέγεθος. Το ποσοστό του πληθυσμού που θα αντικατασταθεί καθορίζεται από το χρήστη. Οι Steady-state γενετικοί αλγόριθμοι είναι πολύ δημοφιλείς καθώς πετυχαίνουν γρηγορότερη σύγκλιση σε πολλές εφαρμογές [12].

2.6 Αποτελεσματικότητα και Αποδοτικότητα

Ο Holland το 1975 ήταν ο πρώτος που έδωσε μια τεκμηριωμένη εξήγηση για το πώς και γιατί οι γενετικοί αλγόριθμοι λειτουργούν, με το *θεώρημα των σχημάτων* (*schema theorem*). Για την κατανόηση του θεωρήματος θα δοθούν αρχικά μερικοί ορισμοί, θεωρώντας ότι το αλφάβητο στο οποίο παριστάνονται τα γονίδια είναι το δυαδικό $\{0,1\}$, τότε ένα *σχήμα* (*schema*) είναι ένα χρωμόσωμα που δημιουργείται από το αλφάβητο $\{0, 1, \#\}$, όπου το σύμβολο $\#$ υποδηλώνει οποιαδήποτε τιμή. Ένα χρωμόσωμα λέγεται ότι περιέχει ένα σχήμα, εάν οι δύο συμβολοσειρές ταυτίζονται για όλα τα διαφορετικά από το $\#$ στοιχεία του σχήματος. Για παράδειγμα, το χρωμόσωμα 11001 περιέχει τα σχήματα #10##, 1#00#, ##001 και 1###1.

Ορίζεται ως *τάξη* (*order*) ενός σχήματος το πλήθος των συμβόλων που είναι διάφορα από το $\#$. Ορίζεται ως *μήκος* (*length*) ενός σχήματος η απόσταση των δύο πιο εξωτερικών μη- $\#$ συμβόλων. Για τα προαναφερθέντα τέσσερα σχήματα, οι τάξεις τους είναι 2, 3, 3, 2 και τα μήκη τους 2, 4, 3, 5 αντίστοιχα.

Ο Holland θεωρεί ότι η υψηλή τιμή καταλληλότητας ενός χρωμοσώματος οφείλεται στο γεγονός ότι αυτό περιέχει «καλά» σχήματα. Επιλέγοντας για αναπαραγωγή τα χρωμοσώματα με υψηλή τιμή καταλληλότητας αυξάνουμε την πιθανότητα επικράτησης των καλών σχημάτων στον πληθυσμό. Το θεώρημα των σχημάτων καθορίζει ότι αποδίδοντας πιθανότητα αναπαραγωγής στα χρωμοσώματα ανάλογη προς την καταλληλότητα τους, τα «καλά» σχήματα τυγχάνουν εκθετικά αυξανόμενου αριθμού αναπαραγωγών στις επόμενες γενεές. Επίσης καθορίζει ότι ο αριθμός των σχημάτων τα οποία μεταφέρονται από γενεά σε γενεά είναι της τάξης του N^3 , όπου N το μέγεθος του πληθυσμού. Η τελευταία ιδιότητα αναφέρεται και ως *έμμεσος παραλληλισμός* (*implicit parallelism*) και θεωρείται ως η εξήγηση για την αποτελεσματικότητα των γενετικών αλγορίθμων στην επίλυση προβλημάτων. [33]

Το βασικότερο ερώτημα που έχει απασχολήσει την επιστημονική κοινότητα σε σχέση με τους γενετικούς αλγορίθμους είναι το πώς πρέπει να κωδικοποιηθεί ένα πρόβλημα, ώστε η αντιμετώπισή του να είναι αποδοτική. Μια καλή κωδικοποίηση πρέπει να έχει τις παρακάτω ιδιότητες:

- Τα σχετικά γονίδια να είναι γειτονικά στα χρωμοσώματα.
- Να υπάρχει μικρή αλληλεπίδραση μεταξύ των γονιδίων.

Σχετικά γονίδια είναι αυτά τα οποία συνδυασμένα επηρεάζουν τη συνάρτηση καταλληλότητας. Αυτό σημαίνει ότι η συνάρτηση καταλληλότητας δεν εξαρτάται από κάθε ένα γονίδιο ξεχωριστά, αλλά από συνδυασμούς αυτών. Εάν όλα τα γονίδια ήταν ανεξάρτητα μεταξύ τους (η ιδανική περίπτωση), τότε η επίλυση ενός προβλήματος θα αναγόταν στην επίλυση N ανεξάρτητων υποπροβλημάτων, όπου N ο αριθμός των γονιδίων. Στην πράξη, αυτό που συμβαίνει είναι ότι υπάρχει μερική αλληλεπίδραση μεταξύ των γονιδίων. Σε αυτή την περίπτωση, μια αποδοτική κωδικοποίηση θα είχε τα σχετικά γονίδια κοντά, δημιουργώντας καλά σχήματα όσο το δυνατόν μικρότερης τάξης και μικρότερου μήκους. Η δημιουργία καλών σχημάτων μικρής τάξης και μήκους αυξάνει την πιθανότητα επιβίωσης τους κατά τη φάση της διασταύρωσης στη διαδικασία της αναπαραγωγής.

Σε περίπτωση που υπάρχει ισχυρή αλληλεπίδραση μεταξύ των γονιδίων μιας κωδικοποίησης, με αποτέλεσμα να μην είναι δυνατή η τοποθέτηση σχετικών γονιδίων σε κοντινές θέσεις και η δημιουργία μικρών σχημάτων, τότε η απόδοση του γενετικού αλγορίθμου είναι αμφίβολη. Σε αυτήν την περίπτωση πρέπει είτε να επιχειρηθεί εναλλακτική κωδικοποίηση, επιλέγοντας διαφορετικές μεταβλητές για την αναπαράσταση του φαινοτύπου ή να εγκαταλειφθεί η ιδέα της χρήσης γενετικών αλγορίθμων για την επίλυση του προβλήματος [12].

2.7 Εφαρμογές

Παρουσιάζονται στη συνέχεια μερικές αντιπροσωπευτικές εφαρμογές των γενετικών αλγορίθμων.

I. Εύρεση μέγιστης τιμής αριθμητικών συναρτήσεων

Πρόκειται για την πιο καλά μελετημένη εφαρμογή των γενετικών αλγορίθμων. Η εύρεση του μέγιστου μιας συνάρτησης δεν είναι καθόλου εύκολη υπόθεση για συναρτήσεις πολλών μεταβλητών, οι οποίες εμφανίζουν ασυνέχειες, θόρυβο, κλπ. Το πλεονέκτημα που εμφανίζει η εφαρμογή τους σε αυτά τα προβλήματα είναι ότι η συνάρτηση καταλληλότητας είναι δεδομένη.

II. Επεξεργασία εικόνων

Οι γενετικοί αλγόριθμοι χρησιμοποιούνται για την αναγνώριση προτύπων, όπως ακμές, επιφάνειες, ακόμη και αντικείμενα, σε ψηφιοποιημένες εικόνες. Το αποτέλεσμα αυτής της επεξεργασίας μπορεί να αποτελέσει τη βάση για την ψηφιακή όραση.

III. Σχεδίαση

Οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν στη σχεδίαση κατασκευών και εξαρτημάτων, όπως π.χ. γέφυρες, μηχανολογικά εξαρτήματα, όπου ζητούμενο μπορεί να είναι τόσο η εύρεση μιας λύσης, όσο και η βελτιστοποίηση της. Οι αλγόριθμοι μπορούν να δοκιμάσουν συνδυασμούς και ιδέες που ο ανθρώπινος νους δε θα δοκίμαζε ποτέ, δίνοντας ενίοτε πρωτότυπα αποτελέσματα.

IV. Μηχανική μάθηση

Στα συστήματα μηχανικής μάθησης οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την ανακάλυψη κανόνων *if...then...* Η πιο γνωστή εφαρμογή είναι αυτή των *συστημάτων κατηγοριοποίησης (classified systems)*, ωστόσο οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί και σε παιχνίδια, επίλυση λαβυρίνθων, καθώς και για πολιτικές και οικονομικές αναλύσεις.

V. Συνδυαστική βελτιστοποίηση

Πρόκειται για το κλασσικό πρόβλημα κατανομής πόρων σε δραστηριότητες, με σκοπό τη μεγιστοποίηση του οφέλους ή την ελάττωση του κόστους. Τα προβλήματα αυτής της κατηγορίας παρουσιάζουν συνδυαστική έκρηξη του χώρου αναζήτησης, ως προς το μέγεθος του προβλήματος, με αποτέλεσμα ο έλεγχος όλων των υποψήφιων λύσεων να είναι αδύνατος. Το πιο γνωστό πρόβλημα αυτής της κατηγορίας είναι αυτό του *πλανόδιου πωλητή*, όπου στόχος είναι η εύρεση της συντομότερης διαδρομής για την επίσκεψη ενός συνόλου πόλεων.

Οι γενετικοί αλγόριθμοι μπορούν να δώσουν σε αυτό το πρόβλημα πολλές λύσεις κοντά στη βέλτιστη. Ένα άλλο πρόβλημα είναι η *αποθήκευση κιβωτίων (bin packing)* και αφορά την εύρεση του βέλτιστου τρόπου αποθήκευσης ενός αριθμού κιβωτίων σε περιορισμένο χώρο και έχει μεγάλη πρακτική σημασία στη βιομηχανία.

Τέλος στην κατηγορία αυτών των εφαρμογών εντάσσονται και τα προβλήματα *καταμερισμού – χρονοπρογραμματισμού εργασιών (Job shop & Flow shop scheduling)*.

Γίνεται φανερό λοιπόν ότι οι γενετικοί αλγόριθμοι έχουν εφαρμοστεί σε διάφορα προβλήματα της Τεχνητής Νοημοσύνης και ιδιαίτερα σε προβλήματα βελτιστοποίησης. Σε ορισμένα προβλήματα τα αποτελέσματα ήταν πολύ καλά ενώ σε άλλα αρκετά απογοητευτικά.

Πάντως, οι γενετικοί αλγόριθμοι όπως και τα Τεχνητά Νευρωνικά Δίκτυα στα οποία θα αναφερθούμε εκτενέστερα παρακάτω, αποτελούν έναν εύκολο τρόπο επίλυσης προβλημάτων με μεγάλη δυνατότητα προσαρμογής [13].

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3

3 Τα ασαφή γνωστικά δίκτυα (ΑΓΔ)

3.1 Γενικά στοιχεία

Τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα, είναι διατάξεις που χαρακτηρίζονται κατά κύριο λόγο από την εύκαμπτη τεχνική τους. Η εύκαμπτη τεχνική των ΑΓΔ εξετάζεται και ερευνάται με κύριο στόχο τον προσδιορισμό τους με νέες μεθόδους υπολογισμού και νέες μεθοδολογίες ανάπτυξης, έτσι ώστε να μπορούν να εφαρμοσθούν για την μοντελοποίηση και τον έλεγχο τόσο απλών όσο και πολύπλοκων συστημάτων.

Τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα χρησιμοποιούν στοιχεία από τη θεωρία των Ασαφών Συνόλων και των Νευρωνικών Δικτύων και δημιουργούν ένα νέο μοντέλο για Ευφυή Έλεγχο με χρήση Εύκαμπτων Τεχνικών. Τα δίκτυα αυτά δημιουργούν στην πραγματικότητα ένα εννοιολογικό μοντέλο του συστήματος, αποτελούμενο από ένα πλέγμα αλληλοσυνδεόμενων και αλληλοεξαρτώμενων κόμβων. Κάθε κόμβος εκφράζει μια έννοια, ένα βασικό χαρακτηριστικό του συστήματος. Κάθε διασύνδεση μεταξύ των κόμβων αντιπροσωπεύει τη σχέση αιτίας-αποτελέσματος, που υφίσταται μεταξύ των εννοιών και η οποία καθορίζει τον τρόπο και τον βαθμό, με τον οποίο η μια έννοια επιδρά στην διαμόρφωση της τιμής της διασυνδεδεμένης έννοιας. Κάθε κόμβος του Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου, εκφράζει μια ιδέα, μια κατάσταση, μια μεταβλητή, μια τάση, μια επιθυμητή έξοδο.

Ένα σημαντικό πλεονέκτημα της τεχνικής των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων είναι το γεγονός, ότι αποτελούν ένα εννοιολογικό μοντέλο ενός συστήματος, κατά απόλυτη αναλογία με το νοητικό μοντέλο που δημιουργεί στο μυαλό του ένας εμπειρογνώμονας για τη λειτουργία και συμπεριφορά ενός συστήματος ενώ παράλληλα είναι ικανό να διορθώσει τυχόν λάθη που έχουν εισάγει στο σύστημα οι ειδικοί και να αποθηκεύσει την διορθωμένη κατάσταση του συστήματος σε μια βάση δεδομένων, βασισμένη σε ασαφείς κανόνες και ασαφή σύνολα.

Η τεχνική των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων και ο συνδυασμός τους με ιεραρχικές δομές αυτομάτου έλεγχου, όπως η ανατροφοδότηση του συστήματος έλεγχου από το πραγματικό σύστημα, μπορεί να συνεισφέρει στην επίλυση πολλών προβλημάτων μοντελοποίησης και ελέγχου συστημάτων και ιδιαίτερα σε προβλήματα, που συναντώνται στα σύγχρονα πολύπλοκα συστήματα. Τα πολύπλοκα συστήματα διαθέτουν συνήθως ένα πλήθος μεταβλητών και καταστάσεων, χαρακτηρίζονται συχνά από άγνωστη και απροσδιόριστη δυναμική και γενικά μπορεί να συνυπάρχουν συνεχούς και διακριτού χρόνου μεταβλητές, συγχρόνως με την ύπαρξη γεγονότων, καθώς και με την ενεργό συμμετοχή του ανθρώπινου παράγοντα. Η εφαρμογή των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων σε απλά και πολύπλοκα συστήματα, σύμφωνα με τα προηγούμενα περιγραφόμενα πλαίσια μπορεί να συνεισφέρει και να οδηγήσει στην ανάπτυξη ευφυών συστημάτων.

3.1.1 Γενική Περιγραφή των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων

Τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα αποτελούν ένα συνδυασμό ιδιοτήτων και χαρακτηριστικών των Νευρωνικών Δικτύων και της Ασαφούς Λογικής. Αρχικά προτάθηκαν οι Γνωστικοί Χάρτες [32], προκειμένου να παρουσιαστεί η σχέση αιτίας και αποτελέσματος, η οποία ενυπάρχει ανάμεσα στα στοιχεία που αποτελούν ένα δυναμικά μεταβαλλόμενο σύστημα. Αυτή η πρώτη προσέγγιση ήταν περισσότερο μια γραφική απεικόνιση των σχέσεων που υφίστανται ανάμεσα στους κύριους παράγοντες που καθορίζουν τη συμπεριφορά κάθε συστήματος.

Στη συνέχεια τα ΑΓΔ εξελίχθηκαν και προτάθηκαν οι Ασαφείς Γνωστικοί Χάρτες από τον Kosko [15], οι οποίοι χαρακτηρίζονται από ασαφείς μεταβλητές και τα οποία μοντελοποιούν κάθε σύστημα ως ένα σύνολο από αλληλοεξαρτώμενες έννοιες (concepts). Κάθε έννοια εκφράζει ένα νοητικό ή φυσικό χαρακτηριστικό του συστήματος και αποτελεί έναν κόμβο του ΑΓΔ. Οι κόμβοι του δικτύου

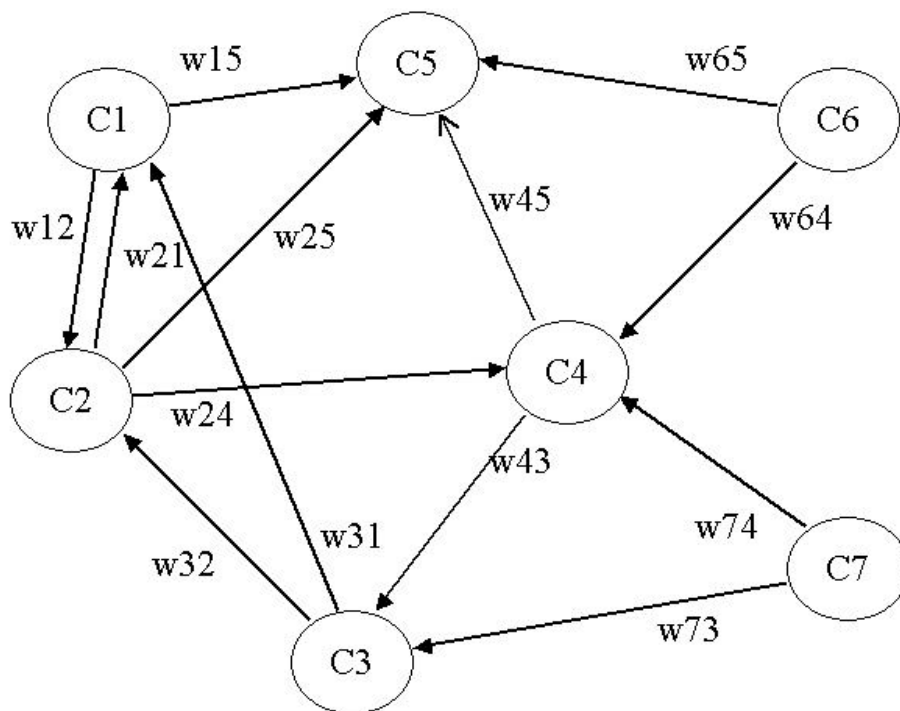
αλληλοσυνδέονται και οι συνδέσεις αυτές απεικονίζουν τις σχέσεις αιτίας και αποτελέσματος που υφίστανται μεταξύ των κόμβων. Τα ΑΓΔ δημιουργούνται για να περιγράψουν και να προσομοιώσουν την αλληλεπίδραση και αλληλεξάρτηση, που υφίσταται μεταξύ των κύριων παραμέτρων κάθε συστήματος, και οι οποίες θεωρούνται και είναι ικανές να περιγράψουν τη λειτουργία του συστήματος [14].

Μετά την πρώτη εμφάνιση των ΑΓΔ, στην επιστημονική κοινότητα, υπήρξε ένα ευρύτατο ενδιαφέρον για την ανάπτυξη τους και εφαρμογή τους σε πάρα πολλά διαφορετικά επιστημονικά πεδία. Τα ΑΓΔ χρησιμοποιήθηκαν σε μοντέλα κοινωνικών συστημάτων για την επεξεργασία της υπάρχουσας γνώσης, για τη μοντελοποίηση των δυναμικών κοινωνικών και ψυχολογικών διαδικασιών, καθώς και για τη μοντελοποίηση της συμπεριφοράς πολύπλοκων επιχειρηματικών οργανισμών, εξετάζοντας τη συμπεριφορά του ανθρώπου σε σχέση με εξωγενείς παράγοντες, που επιδρούν στη συμπεριφορά του ως μέλος του οργανισμού. ΑΓΔ έχουν εφαρμοσθεί για την ανάλυση χρηματιστηριακών επενδύσεων και την ανάπτυξη αλγορίθμων βασισμένων στις γνώσεις ειδικών, για την ανάπτυξη ευφυών συστημάτων επεξεργασίας δεδομένων και την εκπαίδευση από τα διαθέσιμα δεδομένα ή την προηγούμενη γνώση των εμπειρογνομώνων. Τα ΑΓΔ χρησιμοποιήθηκαν για την ποιοτική ανάλυση κυκλωμάτων, ως μία μέθοδος συγκρίσιμη με εκείνη των γραφημάτων ροής.

Στην περιοχή του βιομηχανικού ελέγχου, μια πρώτη χρησιμοποίηση των ΑΓΔ αφορούσε την εφαρμογή τους για την υποστήριξη του ελέγχου ενός σταθμού άντλησης, συμπεριλαμβάνοντας και πιθανοτικούς παράγοντες, όπως είναι η ένταση της βροχής και η περίοδος των βροχοπτώσεων. Μια άλλη σημαντική εφαρμογή των Ασαφών Γνωστικών Χαρτών αφορά την παρουσίαση και μοντελοποίηση των σφαλμάτων και των αιτιών τους, που παρουσιάζονται σε διάφορα βιομηχανικά συστήματα. Τέλος, μια σημαντική εφαρμογή των Ασαφών Γνωστικών Χαρτών αποτελεί η χρήση τους για ανάλυση και υποστήριξη αποφάσεων.

Η γραφική απεικόνιση ενός Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου είναι ένα δίκτυο αποτελούμενο από κόμβους, οι οποίοι είναι διασυνδεδεμένοι μεταξύ τους με

προσημασμένες συνδέσεις, κάθε μια από τις οποίες φέρει ένα βάρος. Οι διασυνδέσεις μπορεί να υπάρχουν μεταξύ και όλων των κόμβων του δικτύου, επιτρέποντας την άμεση ανατροφοδότηση μεταξύ των κόμβων, καθώς και την δημιουργία κύκλων αλληλεπίδρασης. Ένα απλό παράδειγμα ενός ΑΓΔ φαίνεται στο σχήμα που ακολουθεί.



Εικόνα 1: Σχηματική απεικόνιση των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων

Πιο συγκεκριμένα, κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει μια έννοια ή ένα ιδιαίτερο χαρακτηριστικό του συστήματος το οποίο μοντελοποιείται με το προτεινόμενο μοντέλο. Οι διασυνδέσεις μεταξύ των κόμβων απεικονίζουν την σχέση αιτίας αποτελέσματος που υφίσταται μεταξύ δυο κόμβων, δηλαδή το αποτέλεσμα που έχει η μεταβολή της τιμής της μεταβλητής του ενός κόμβου στη διαμόρφωση της τιμής της μεταβλητής του διασυνδεδεμένου κόμβου. Αυτή η σχέση αιτιότητας μεταξύ δύο κόμβων χαρακτηρίζεται ως ασαφής σχέση λόγω της φύσης της και του τρόπου περιγραφής της με τη χρήση λεκτικών μεταβλητών, οι οποίες στη συνέχεια

μετατρέπονται σε αριθμητικές μεταβλητές παίρνοντας τιμές στο πραγματικό διάστημα $[-1,1]$.

Κάθε διασύνδεση μεταξύ δύο κόμβων καθορίζεται από το είδος και το βαθμό συσχέτισης. Το είδος της συσχέτισης περιγράφει εάν η συσχέτιση είναι θετική ή αρνητική ή δεν υφίσταται. Υπάρχουν τρεις πιθανοί τύποι αιτιατών διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων:

$w_{ij} > 0$ που δείχνει τη θετική αιτιότητα μεταξύ των κόμβων C_i C_j , η

$w_{ij} < 0$ που δείχνει την αρνητική αιτιότητα μεταξύ των κόμβων και η

$w_{ij} = 0$ που δεν δείχνει καμία σχέση μεταξύ C_i και C_j .

Η αριθμητική τιμή του βάρους κάθε διασύνδεσης w_{ij} μεταξύ δύο κόμβων C_i προς C_j δείχνει το βαθμό συσχέτισης της τιμής της μεταβλητής του ενός κόμβου C_i στον υπολογισμό της μεταβλητής του άλλου αλληλοσυνδεόμενου κόμβου C_j . Η αριθμητική τιμή κάθε βάρους διασύνδεσης w_{ij} ανήκει στο πραγματικό διάστημα $[-1,1]$.

Αφού η συσχέτιση μεταξύ δύο κόμβων δηλώνει τη σχέση αιτίας και αποτελέσματος που υπάρχει μεταξύ των κόμβων θεωρείται ότι δεν μπορεί να υπάρχει αιτιατή σχέση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του και επομένως δεν υφίσταται διασύνδεση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του, οπότε η αντίστοιχη τιμή του βάρους θα είναι $w_{ii} = 0$.

Κατά την ανάπτυξη και κατασκευή των ΑΓΔ πραγματοποιείται ο καθορισμός του τύπου της συσχέτισης μεταξύ δύο κόμβων καθώς επίσης του είδους της συσχέτισης και του βαθμού συσχέτισης. Η σχεδίαση και η ανάπτυξη του ΑΓΔ υλοποιείται από τους ειδικούς και έμπειρους γνώστες του εξεταζόμενου συστήματος που γνωρίζουν τη λειτουργία του.

Πρέπει να αναφερθεί ότι όλες οι τιμές στα ΑΓΔ είναι αρχικά ασαφείς, και στη συνέχεια μετατρέπονται σε αριθμητικές τιμές για λόγους εξομοίωσης του δικτύου. Έτσι οι κόμβοι παίρνουν τιμές μεταξύ $[0, 1]$ και τα βάρη των διασυνδέσεων είναι στο διάστημα $[-1, 1]$.

3.1.2 Μαθηματικό μοντέλο

Στην δίτιμη λογική, εάν μια σχέση δεν έχει την τιμή ένα ("1", αληθές) τότε θα πρέπει να έχει την τιμή μηδέν ("0", ψευδές). Στην τρίτιμη λογική (NPN - negative, positive, neutral), εάν μια σχέση δεν είναι αρνητική τότε μπορεί να είναι είτε θετική είτε ουδέτερη και εάν μια σχέση δεν είναι θετική τότε μπορεί να είναι είτε αρνητική είτε ουδέτερη.

Στην Ασαφή Λογική, εάν μια διασύνδεση δεν είναι θετική τότε παίρνει τιμές από το διάστημα $[-1,0]$ και εάν δεν είναι αρνητική τότε παίρνει τιμές από το διάστημα $[0,+1]$. Η Ασαφής Λογική μας δίνει περισσότερες πληροφορίες για την διασύνδεση μεταξύ των βαρών όπου οι τιμές των σχέσεων παίρνουν τιμές στο διάστημα $[-1,+1]$ (NPN fuzzy logic) και άρα γίνεται κατανοητό ότι τα μαθηματικά που διέπουν τις πράξεις και τις σχέσεις μεταξύ των κόμβων ενός Ασαφούς Χάρτη, είναι περιπλοκότερες αυτών των Ασαφών Χαρτών, όπου οι διασυνδέσεις μεταξύ των κόμβων προσδιορίζονται από την τριτιμη ή την δίτιμη λογική. Παρακάτω θα αναφερθούμε σ' αυτά τα μαθηματικά που χρησιμοποιούνται στα ΑΓΔ.

Η αριθμητική τιμή του βάρους διασύνδεσης W_{ij} μεταξύ δυο κόμβων δείχνει τον βαθμό συσχέτισης της τιμής του ενός κόμβου στον υπολογισμό της τιμής του άλλου διασυνδεδεμένου κόμβου. Η αριθμητική τιμή κάθε βάρους διασύνδεσης W_{ij} ανήκει στο πραγματικό διάστημα $[-1,1]$.

Αφού η συσχέτιση μεταξύ δύο κόμβων δηλώνει τη σχέση αιτίας και αποτελέσματος που υπάρχει μεταξύ των κόμβων, θεωρείται ότι δεν μπορεί να υπάρχει αιτιατή σχέση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του και επομένως δεν υφίσταται διασύνδεση μεταξύ ενός κόμβου και του εαυτού του οπότε θα είναι $W_{ij} = 0$.

Κατά τη διαδικασία ανάπτυξης και κατασκευής των ΑΓΔ γίνεται ο καθορισμός του τύπου της συσχέτισης μεταξύ δύο κόμβων, καθώς επίσης του είδους της συσχέτισης και του βαθμού συσχέτισης. Η σχεδίαση και ανάπτυξη υλοποιείται από

ειδικούς και έμπειρους γνώστες του εξεταζόμενου συστήματος και της λειτουργίας του.

Όταν το ΑΓΔ έχει αναπτυχθεί, μπορεί να χρησιμοποιηθεί για την περιγραφή και προσομοίωση του συστήματος, του οποίου τη συμπεριφορά μοντελοποιεί. Κάθε κόμβος αντιπροσωπεύει ένα φυσικό ή όχι στοιχείο της περιγραφόμενης συμπεριφοράς του συστήματος και η τιμή του καθορίζεται σε σχέση με τους διασυνδεδεμένους με αυτόν υπόλοιπους κόμβους του ΑΓΔ. Η μέχρι τώρα χρησιμοποιούμενη μέθοδος υπολογισμού της τιμής κάθε κόμβου για κάθε βήμα προσομοίωσης λάβειν υπόψη μόνο τις επιδράσεις από τους διασυνδεδεμένους κόμβους:

$$A_i^t = f \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq i}}^N A_j^{t-1} W_{ij} \right) \quad (1)$$

Έτσι η τιμή της μεταβλητής του κόμβου C_i τη χρονική στιγμή k θα είναι $A_i^{(k)}$ και εξαρτάται από τις τιμές των μεταβλητών των διασυνδεδεμένων κόμβων τη στιγμή $k-1$ πολλαπλασιασμένες με το αντίστοιχο βάρος w_{ij} . Το αποτέλεσμα του πολλαπλασιασμού αθροίζεται και μια συνάρτηση συμπίεσης f το επεξεργάζεται και το μετατρέπει σε μια τιμή που ανήκει στο διάστημα $[0,1]$ στο οποίο παίρνουν τιμές οι N κόμβοι του ΑΓΔ.

Γενικεύοντας τους κανόνες υπολογισμού των τιμών των κόμβων, θα χρησιμοποιηθούν πίνακες για να περιγραφεί το συνολικό μαθηματικό μοντέλο. Εάν υποθεθεί ότι ο Ασαφής Γνωστικός Χάρτης αποτελείται από N κόμβους, τότε ο πίνακας καταστάσεων A θα έχει διαστάσεις $1 \times n$, και ο οποίος θα περιλαμβάνει τις τιμές των N κόμβων και θα υπάρχει και ο πίνακας βαρών W διάστασης $n \times n$, όπου κάθε στοιχείο του πίνακα βαρών W της διασύνδεσης μεταξύ των κόμβων C_i και C_j .

Έτσι λοιπόν, η εξίσωση μπορεί να γραφτεί σε μια πλήρη μορφή, που περιλαμβάνει τον υπολογισμό των τιμών όλων των κόμβων του Ασαφούς Γνωστικού Χάρτη:

$$A_i^{(k)} = f(A_i^{(k-1)} + \sum_{\substack{j \neq i \\ j=1}}^N w_{ij} \cdot A_j^{(k-1)}) \quad (2)$$

Αυτή η εξίσωση υπολογίζει το νέο διάνυσμα κατάστασης $A^{(k)}$, το οποίο προκύπτει από τον πολλαπλασιασμό του προηγούμενου, τη χρονική στιγμή $k-1$, διανύσματος κατάστασης $A^{(k-1)}$, με τον πίνακα βαρών W . Το νέο διάνυσμα κατάστασης δίνει τις νέες τιμές των n κόμβων, μετά τις αιτιατές αλληλεπιδράσεις μεταξύ των κόμβων του ΑΓΔ και την πρόσθεση του $A^{(k-1)}$.

Συναρτήσεις συμπίεσης που χρησιμοποιούνται στα Νευρωνικά Δίκτυα, μπορούν να εφαρμοσθούν και στην περίπτωση των ΑΓΔ. Η επιλογή κάθε συνάρτησης συμπίεσης εξαρτάται από τη συγκεκριμένη κάθε φορά εφαρμογή, η οποία καθορίζει και το διάστημα, στο οποίο κάθε κόμβος μπορεί να παίρνει τιμές, όπως οι ακόλουθες συναρτήσεις που μετασχηματίζουν το περιεχόμενο της στο διάστημα $[-1 \ 1]$.

3.1.3 Εφαρμογές των ΑΓΔ

Τα ΑΓΔ είναι κατάλληλα να αναπαραστήσουν τη γνώση και την εμπειρία που έχει συσσωρευτεί στη λειτουργία ενός συστήματος. Τα ΑΓΔ κατασκευάζονται από τους εμπειρογνώμονες με μια διαδικασία συλλογισμού της αποκτήσας γνώσης [14]. Τα ΑΓΔ έχουν κερδίσει το ιδιαίτερο ερευνητικό ενδιαφέρον και έχουν εφαρμοστεί σε διάφορες επιστημονικές περιοχές όπως στη βιομηχανία [17], εποπτικό έλεγχο συστημάτων [16] οργάνωση συμπεριφοράς μιας επιχείρησης [18], για το στρατηγικό σχεδιασμό [19], πολιτική επιστήμη [22], γεωγραφικά σύστημα πληροφοριών [20].

Αλλά στο χώρο της ιατρικής έχουν σημαντικές εφαρμογές λόγω της φύσης και της πολυπλοκότητας αυτών των προβλημάτων [21].

Πιο συγκεκριμένα, κατά τη διάρκεια των τελευταίων 10 ετών, διάφορα ΑΓΔ έχουν χρησιμοποιηθεί για την αναπαράσταση της γνώσης και της τεχνητής νοημοσύνης σε εφαρμογές της βιομηχανίας, παραδείγματος χάριν, ανίχνευση σφαλμάτων στη βιομηχανία διαδικασιών [17], μοντελοποίησης του επόπτη των κατανεμημένων συστημάτων [16]. Τα ΑΓΔ έχουν χρησιμοποιηθεί ήδη για να μοντελοποιήσουν τα σύνθετα δυναμικά συστήματα με τα χαοτικά χαρακτηριστικά, όπως οι κοινωνικές και ψυχολογικές διαδικασίες, οι πολιτικές εξελίξεις και η οργανωτική συμπεριφορά μιας επιχείρησης [18]. Τα ΑΓΔ έχουν χρησιμοποιηθεί επίσης σε διάφορες περιοχές όπως web-mining για την ενίσχυση συμπερασμού [20], ιατρική λήψη αποφάσεων στην ακτινοθεραπεία, η οποία είναι μια σύνθετη διαδικασία και χαρακτηρίζεται από σκληρές μη γραμμικότητες [23], και στην ιατρική διάγνωση για το χαρακτηρισμό καρκινικών όγκων ουροδόχου κύστης [23], στην ανάλυση του προβλήματος διάγνωσης στην λογοθεραπεία [21].

Πρόσφατα, οι Liu και Satur έχουν κάνει εκτενή έρευνα για τα ΑΓΔ εξερευνώντας τις ιδιότητες συμπερασμού των ΑΓΔ, προτείνοντας ένα εξαρτώμενο από τα συμφραζόμενα μοντέλο του ΑΓΔ (contextual FCMs) βασισμένο στο αντικειμενοστραφές παράδειγμα της υποστήριξης απόφασης [24]. Επίσης οι ίδιοι εφάρμοσαν το εξαρτώμενο από τα συμφραζόμενα μοντέλο του ΑΓΔ στα γεωγραφικά συστήματα πληροφοριών [24]. Πιο πρόσφατα, ερευνητικές μελέτες για την εφαρμογή των ΑΓΔ έχουν προταθεί για να υποστηρίξουν την ανάλυση της διαδικασίας των αστικών περιοχών [25], και για τη διαχείριση των σχέσεων μεταξύ των οργανωτικών μελών στην υπηρεσία αερογραμμών [26]. Τα ΑΓΔ έχουν χρησιμοποιηθεί για το στρατηγικό σχεδιασμό του ηλεκτρονικού εμπορίου καθώς και για τη διαχείριση του δύσκολου πολιτικού προβλήματος της Κύπρου [27]. Επιπλέον, ο Muata και οι συνεργάτες του χρησιμοποίησαν τη μεθοδολογία των “pairwise comparisons” για να υπολογίσει την περιοχή τιμών (με τη μορφή ορίων) των βαρών του ΑΓΔ λαμβάνοντας υπόψη την υπάρχουσα υποκειμενική γνώση [27].

Επίσης, έχουν γίνει διάφορες ερευνητικές εργασίες που αφορούν την ανάλυση των Ασαφών Γνωστικών Δικτύων και τη συμπεριφορά τους. Συνοψίζοντας, τα ΑΓΔ μπορούν να συμβάλουν στην κατασκευή ευφυέστερων συστημάτων δεδομένου ότι όσο πιο ευφύες γίνεται ένα σύστημα τόσο πιο συμβολικές και ασαφείς αναπαραστάσεις χρησιμοποιεί [28].

Επιπλέον, τα ΑΓΔ έχουν προταθεί στον άμεσο έλεγχο αντικαθιστώντας εντελώς το συμβατικό στοιχείο ελέγχου και την εκτέλεση κάθε λειτουργίας που ένας συμβατικός ελεγκτής θα μπορούσε να εφαρμόσει [16]. Μια άλλη σημαντική χρήση των ΑΓΔ είναι για τη μοντελοποίηση του επόπτη των σύνθετων συστημάτων και για τον εποπτικό έλεγχο εγκαταστάσεων [16]. Κατά συνέπεια το ΑΓΔ μπορεί να αντικαταστήσει μερικώς τη γνώση και την ικανότητα του μηχανικού ελέγχου, χτίζεται χρησιμοποιώντας έναν συνδυασμό τεχνικών αναπαράστασης γνώσης ως αιτιατά μοντέλα, και χρησιμοποιείται για να εκτελέσει τις πιο απαιτητικές διαδικασίες όπως η ανίχνευση σφάλματος, η λήψη απόφασης και ο προγραμματισμός (στόχοι που εκτελούνται συνήθως από έναν άνθρωπο-επόπτη της ελεγχόμενης διαδικασίας) .

3.2 Τρόποι ανάπτυξης και εκπαίδευσης ΑΓΔ

3.2.1 Μέθοδος ανάπτυξης ενός ΑΓΔ

Η δημιουργία και ανάπτυξη ενός ΑΓΔ βασίζεται πρωταρχικά σε ανθρώπους-ειδικούς, που είναι γνώστες της λειτουργίας και συμπεριφοράς του κάθε συστήματος. Οι έμπειροι-ειδικοί περιγράφουν τη συμπεριφορά ενός συστήματος λαμβάνοντας το υπόψη, ως ένα σύνολο εννοιών και χαρακτηριστικών, στα μέλη του οποίου θα αντιστοιχίσουν τους κόμβους του ΑΓΔ. Ακόμη θα περιγράψουν τις σχέσεις, που υφίστανται μεταξύ των στοιχείων του συνόλου, ως σχέσεις αιτίας και αποτελέσματος μεταξύ των κόμβων του Χάρτη. Με αυτό τον τρόπο η υπάρχουσα ανθρώπινη γνώση και εμπειρία για το μοντέλο και τη δυναμική συμπεριφορά του συστήματος μετασχηματίζεται σε ένα πλέγμα από αλληλοσυνδεόμενους κόμβους, που αποτελούν τον Ασαφή Γνωστικό Χάρτη. Οι κόμβοι αντιπροσωπεύουν τα χαρακτηριστικά του συστήματος, τις καταστάσεις, τις μεταβλητές, τις εξόδους, τις εισόδους, τα γεγονότα, τις ενέργειες, τους στόχους και τις τάσεις του συστήματος.

Η διαδικασία ανάπτυξης ενός Ασαφούς Γνωστικού Δικτύου από τους ειδικούς εμπειρογνώμονες, έχει κωδικοποιηθεί και προτείνεται να εφαρμόζεται ένας αλγόριθμος επιλογής που υλοποιείται σε τέσσερα στάδια:

Αρχικά, κάθε ειδικός, καθορίζει το πλήθος και το είδος των κόμβων που θα αποτελέσουν τον Ασαφή Γνωστικό Χάρτη και μπορούν να περιγράψουν τα κύρια χαρακτηριστικά του συστήματος .

Στο δεύτερο στάδιο, ο κάθε ειδικός καθορίζει την σχέση αιτίας και αποτελέσματος, που υπάρχει μεταξύ των κόμβων του Δικτύου. Πρώτα από όλα θα εξετάσει όλους τους κόμβους και θα περιγράψει μεταξύ ποιών κόμβων υπάρχει συσχέτιση, ποιος κόμβος επηρεάζει ποιόν, δηλαδή από ποιόν κόμβο ξεκινά και σε ποιόν καταλήγει το βέλος διασύνδεσης.

Στο τρίτο στάδιο, ο κάθε ειδικός, καθορίζει το είδος της συσχέτισης μεταξύ δύο κόμβων σύμφωνα με τον ορισμό 2. Έτσι λοιπόν ο κάθε ειδικός καθορίζει μεταξύ δύο κόμβων C_i και C_j σχέση θετικής αιτιότητας $W_{ij} > 0$, όταν η αύξηση στην τιμή του κόμβου C_i προκαλεί αύξηση στην τιμή του κόμβου C_j και αντίστοιχα η μείωση της τιμής του πρώτου κόμβου οδηγεί σε μείωση της τιμής του δεύτερου. Μεταξύ δύο κόμβων μπορεί να υπάρχει αρνητική αιτιότητα $W_{ij} < 0$ όταν η αύξηση στην τιμή του κόμβου C_i οδηγεί σε μείωση της τιμής του κόμβου C_j και αντίστοιχα η μείωση της τιμής του κόμβου C_i προκαλεί αύξηση στην τιμή του κόμβου C_j . Είτε δεν υπάρχει επίδραση του κόμβου C_i προς τον κόμβο C_j οπότε $W_{ij} = 0$.

Τέλος, το επόμενο βήμα είναι ο καθορισμός του βαθμού συσχέτισης μεταξύ δύο κόμβων δηλαδή της τιμής του βάρους W_{ij} .

3.2.2 Τρόποι εκπαίδευσης για τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα

Η καλύτερη λειτουργία των ΑΓΔ και η σύγκλισή τους σε επιθυμητές καταστάσεις ισορροπίας μπορεί να επιτευχθεί προσαρμόζοντας τα βάρη τους με τρόπο αντίστοιχο με αυτόν που εφαρμόζεται στην περίπτωση των τεχνητών νευρωνικών δικτύων. Όμως, απαιτείται η εύρεση ενός διαφορετικού τρόπου εκπαίδευσης των βαρών των ΑΓΔ από τον αντίστοιχο των τεχνητών νευρωνικών δικτύων (ΤΝΔ) που να είναι κατάλληλος για τα ειδικά χαρακτηριστικά των ΑΓΔ [23]. Ο όρος «εκπαίδευση» στην περίπτωση των ΤΝΔ αναφέρεται στη διαδικασία μεταβολής των βαρών των ΤΝΔ με τέτοιο τρόπο ώστε το δίκτυο να «μαθαίνει» την σχέση μεταξύ των προτύπων εκπαίδευσης και της επιθυμητής εξόδου, με σκοπό την επίλυση κάποιου πρακτικού προβλήματος, μέσω της ελαχιστοποίησης μιας συνάρτησης σφάλματος (error function) όπως η αναγνώριση και ταξινόμηση προτύπων, η πρόβλεψη των μελλοντικών τιμών μιας χρονοσειράς κτλ. Η προσαρμογή αυτή γίνεται με τη βοήθεια του αλγορίθμου εκπαίδευσης, που συχνά είναι ένας αλγόριθμος βελτιστοποίησης [28].

Όταν αναφερόμαστε σε «εκπαίδευση» των ΑΓΔ, ουσιαστικά εννοούμε τη διαδικασία προσαρμογής των βαρών των ΑΓΔ με τέτοιο τρόπο ώστε να συγκλίνουν σε επιθυμητές περιοχές ισορροπίας κατάλληλες για την επιθυμητή λειτουργία του συστήματος. Το πρόβλημα της αποδοτικής προσαρμογής των βαρών των ΑΓΔ είναι δύσκολο και απαιτεί εύρεση της κατάλληλης μεθοδολογίας εκπαίδευσης και σύγκλισης.

Οι αλγόριθμοι εκπαίδευσης, που έχουν προταθεί για να τροποποιήσουν τα βάρη του ΑΓΔ, [15], είναι συνήθως βασισμένοι στις ιδέες που προέρχονται από τον χώρο της εκπαίδευσης των τεχνητών νευρωνικών δικτύων και επιπλέον δεν υπάρχει ικανοποιητική απόδειξη των δυνατοτήτων τους, πλήρης περιγραφή των αλγορίθμων και εφαρμογή τους σε κάποιο πραγματικό πρόβλημα.

Οι κανόνες εκπαίδευσης χωρίς επίβλεψη που θα μπορούσαν να χρησιμοποιηθούν για να εκπαιδεύσουν το ΑΓΔ και να καθορίσουν τα κατάλληλα βάρη των διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων του έχουν την εξής γενική μορφή:

$$w_{ij}' = g(w_{ij}, A_i, A_j, A_i', A_j') \quad (3)$$

Αυτοί οι κανόνες εκπαίδευσης μπορούν να εφαρμοσθούν για να ρυθμίσουν και να υπολογίσουν τις νέες τιμές των διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων.

Μέχρι σήμερα ελάχιστες ερευνητικές προσπάθειες έχουν γίνει για να προταθούν κανόνες εκπαίδευσης και να προκύψουν νέες μέθοδοι προσαρμογής των βαρών των ΑΓΔ. Κυρίως οι αλγόριθμοι μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης τύπου-Hebb, έχουν προταθεί για να προσαρμόσουν τις σχέσεις αιτίας-αποτελέσματος του μοντέλου του ΑΓΔ, αλλά χωρίς πλήρη περιγραφή του αντίστοιχου αλγορίθμου.

Πριν όμως παρουσιάσουμε τους αλγορίθμους εκπαίδευσης που έχουν προταθεί μέχρι σήμερα για τα ΑΓΔ, θα παρουσιάσουμε συνοπτικά τον γενικό κανόνα μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης τύπου Hebb των Τεχνητών Νευρωνικών Δικτύων.

Η γενική μορφή του κανόνα εκπαίδευσης των βαρών ενός Τεχνητού Νευρωνικού Δικτύου (ΤΝΔ), όπως φαίνεται και στην εικόνα που ακολουθεί, είναι:

$$\Delta \mathbf{w}_i = \rho \cdot r(\mathbf{w}_i, \mathbf{x}) \cdot \mathbf{x} \quad (4)$$

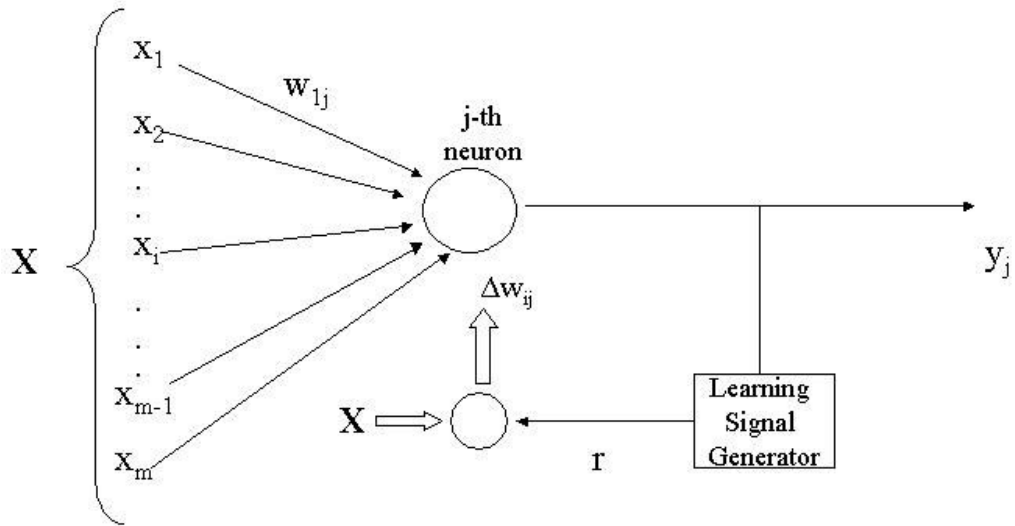
όπου ρ είναι ένας θετικός αριθμός που ονομάζεται σταθερά εκπαίδευσης ο οποίος καθορίζει το ρυθμό της εκπαίδευσης, r είναι το σήμα εκπαίδευσης που γενικά είναι μια συνάρτηση των w_i και x , όπου x είναι το διάνυσμα εισόδου. Αυτή η μορφή εκπαίδευσης δείχνει ότι η αύξηση του διανύσματος βάρους w_i (τα βάρη όλων των άλλων κόμβων προς τον κόμβο i που σημαίνει ότι η i -στη στήλη του πίνακα βαρών W) είναι ανάλογη του γινομένου του σήματος εκπαίδευσης r και του διανύσματος εισόδου x .

Ένας από τους πιο συνηθισμένους αλγόριθμους που χρησιμοποιούνται στα δίκτυα μη επιβλεπόμενης εκπαίδευσης είναι ο αλγόριθμος Hebbian [15]. Τα πιο απλά δίκτυα αποτελούνται από ένα σετ διανυσμάτων εισόδου x και εξόδου y που συνδέονται με έναν πίνακα βαρών, W , όπου w_{ij} συνδέει τον κόμβο x_i με τον κόμβο y_j .

Τότε το πρόβλημα της μη επιβλεπόμενης μάθησης είναι να βρεθούν οι τιμές των βαρών, W , που θα δίνουν μια αποδεκτή λύση του συγκεκριμένου προβλήματος. Κατά τη διάρκεια της διαδικασίας εκπαίδευσης, το νευρωνικό δίκτυο λαμβάνει σαν εισόδους πολλές διαφορετικές διεγέρσεις, ή πρότυπα εισόδου, και αυθαίρετα ταξινομεί τα πρότυπα σε κατηγορίες. Ο κανόνας εκπαίδευσης τύπου Hebb συνήθως πραγματοποιείται από την ακόλουθη σχέση:

$$w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \rho \cdot y_j \cdot x_i \quad (5)$$

Ο κανόνας εκπαίδευσης των βαρών στην περίπτωση των Νευρωνικών Δικτύων (ΝΔ) απαιτεί τον καθορισμό και υπολογισμό μιας αντικειμενικής συνάρτησης. Στόχος είναι η αντικειμενική συνάρτηση να φθάσει σε ένα ελάχιστο σφάλμα που αντιστοιχεί σε ένα σετ βαρών του ΝΔ. Τα βάρη που αντιστοιχούν στη σταθερή κατάσταση καθορίζουν τη διαδικασία εκπαίδευσης και το μοντέλο του ΝΔ. Έτσι η ελαχιστοποίηση μιας αντικειμενικής συνάρτησης είναι ο τελικός στόχος.



Εικόνα 2: Ο γενικός κανόνας εκπαίδευσης των βαρών των ΝΑ

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4

4 Γενετικοί αλγόριθμοι για ασαφή γνωστικά δίκτυα

4.1 ΑΓΔ και εξελικτικοί / γενετικοί αλγόριθμοι

Για τη βελτιστοποίηση της αρχιτεκτονικής ενός ΑΓΔ έχουν χρησιμοποιηθεί δύο κατηγορίες αλγορίθμων: η πρώτη κατηγορία είναι οι αυξητικοί αλγόριθμοι ή αλγόριθμοι ανάπτυξης και οι αντίστοιχοι αλγόριθμοι μείωσης ή αποκοπής και η δεύτερη οι ευρετικοί αλγόριθμοι ειδική περίπτωση των οποίων είναι οι γενετικοί αλγόριθμοι.

Οι Γενετικοί Αλγόριθμοι (ΓΑ) αποτελούν ειδική κατηγορία μιας ευρύτερης ομάδας ευρετικών αλγορίθμων γνωστών ως Εξελικτικών Αλγορίθμων (ΕΑ). Θεωρώντας ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι θεωρούν την ύπαρξη ενός πληθυσμού από σωματίδια – $P(t)$ με γενιά t – καθένα από τα οποία παριστάνει ένα σημείο στο χώρο των πιθανών λύσεων. Τα σωματίδια είναι διανύσματα με μήκος ανάλογο του αριθμού των αντικειμενικών μεταβλητών (object variables) που αποτελούν το πρόβλημα βελτιστοποίησης. Η αναπαράσταση των σωματιδίων εξαρτάται αυστηρά από τους χώρους του φαινοτύπου και γενοτύπου.

Τα σωματίδια παίρνουν τυχαίες αρχικές τιμές και έπειτα εξελίσσονται διαδοχικά στις καλύτερες περιοχές του χώρου αναζήτησης (σύμφωνα με τις τιμές καταλληλότητας - fitness, που υπολογίζονται από μια συνάρτηση που εξαρτάται από τα χαρακτηριστικά του προβλήματος και ονομάζεται συνάρτηση Καταλληλότητας).

Οι πιο γνωστές διαδικασίες εξέλιξης είναι ο επανασυνδυασμός (recombination), η μετάλλαξη και η επιλογή. Μετά τη διαδικασία εξέλιξης, στόχος είναι να βρούμε εκείνα τα σωματίδια με τις υψηλότερες τιμές καταλληλότητας, τα οποία έχουν τις μεγαλύτερες πιθανότητες να επιζήσουν στην επόμενη γενιά [30].

Ένα πρόβλημα βελτιστοποίησης (ελαχιστοποίησης) αναζητά τις παραμέτρους $x \in M \subset \mathbb{R}^n$ που ελαχιστοποιούν την τιμή της αντικειμενικής συνάρτησης $f(x)$, όπου $f: M \rightarrow \mathbb{R}$. Εάν το ολικό ελάχιστο της $f(x)$ πετυχαίνεται με το διάνυσμα x^* , τότε $\forall x \in M \Rightarrow f(x^*) \leq f(x)$. Μια εξελικτική στρατηγική απαιτεί την ύπαρξη ενός πληθυσμού με μ σωματίδια που είναι πραγματικά διανύσματα με n στοιχεία. Τα στοιχεία του διανύσματος $x \in \mathbb{R}^n$ είναι οι μεταβλητές αντικειμένου (αριθμοί κινητής υποδιαστολής). Οι μεταβλητές σαν αριθμοί κινητής υποδιαστολής, (που είναι συνήθως πραγματικές τιμές) και δεν είναι πολύπλοκες κωδικοποιημένες αλυσίδες, αποτελούν ένα σημαντικό πλεονέκτημα των εξελικτικών στρατηγικών. Η μετάλλαξη των ΕΑ πραγματοποιείται ανεξάρτητα από το κάθε στοιχείο του διανύσματος προσθέτοντας μια τυχαία τιμή κανονικής κατανομής με μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση σ : $x'_i = x_i + \sigma N_i(0,1)$, όπου $N_i(0,1)$ είναι ένας τυχαίος αριθμός κανονικής κατανομής με μέση τιμή 0 και τυπική απόκλιση 1. Εάν και αυτός ο γενικός τύπος μετάλλαξης είναι ικανοποιητικός για να διασφαλίσει την ύπαρξη μεταβολής στον πληθυσμό, παρόλα αυτά έχουν προταθεί μερικές τροποποιήσεις. Η πιο γνωστή σχέση για την παράμετρο σ_i είναι:

$$\sigma'_i = \sigma_i e^{(\tau' N_i(0,1) + \tau N_i(0,1))}, \quad x'_i = x_i + \sigma'_i N_i(0,1) \quad (6)$$

Η παράμετρος τ χρησιμοποιείται για να δώσει τις διαφορετικές μεταβολές του κάθε στοιχείου του διανύσματος ξεχωριστά, ενώ η τ' χρησιμοποιείται για να διαφοροποιήσει ολόκληρο τον πληθυσμό από γενιά σε γενιά. Για την επιλογή χρησιμοποιούνται δύο βασικές στρατηγικές: (μ, λ) και $(\mu + \lambda)$. Και οι δύο στρατηγικές δείχνουν ότι οι γονείς μ δημιουργούν $\lambda \geq \mu$ απογόνους αλλά η διαφορά μεταξύ τους εμφανίζεται όταν πρέπει να καθοριστούν τα σωματίδια της επόμενης γενιάς. Η στρατηγική (μ, λ) εκθέτει τον περιορισμό στον πληθυσμό των γονέων και την πλήρη αντικατάστασή τους από τους καλύτερους απογόνους των μ σωματιδίων. Από την άλλη πλευρά για την $(\mu + \lambda)$ στρατηγική επιλέγονται τα καλύτερα μ σωματίδια από ολόκληρο τον πληθυσμό των γονέων και των απογόνων [30].

Όσον αφορά την εκπαίδευση των ΑΓΔ χρησιμοποιούνται σετ δεδομένων που περιγράφουν τη δομή και τη λειτουργία του ζητούμενου συστήματος. Αυτά τα σετ δεδομένων καθοδηγούν την εφαρμοζόμενη στρατηγική εξέλιξης στο να καθορίσει τις κατάλληλες τιμές των διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων του ΑΓΔ. Η φάση της εκπαίδευσης των ΑΓΔ είναι όμοια με αυτή των ΝΔ και βασίζεται στα πρότυπα εισόδου/εξόδου που ονομάζονται παραδείγματα.

Οι κόμβοι του ΑΓΔ διαχωρίζονται σε κόμβους εισόδου ή εξόδου, ανάλογα με τον κατασκευαστή του μοντέλου. Γενικά, όλοι οι κόμβοι ενός δεδομένου συστήματος μπορούν να αποτελούν εισόδους και εξόδους την ίδια χρονική στιγμή. Για την εκπαίδευση των ΑΓΔ κάθε σωματίδιο της μεθόδου ΕΣ είναι ένα διάνυσμα με n στοιχεία όπου n είναι ο αριθμός των σταθμισμένων αιτιατών διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων (βαρών) του ΑΓΔ που πρέπει να υπολογιστούν και η συνάρτηση Καταλληλότητας (fitness function) υπολογίζεται λαμβάνοντας υπόψη το βαθμό με τον οποίο οι έξοδοι που παράγονται από τους αρχικούς διεγέρτες (είσοδοι) έχουν κοντινές τιμές με τις εξόδους που καθορίζονται από τα προκαθορισμένα πρότυπα εισόδου/εξόδου:

$$fitness = \sum_{i=1}^{examples} \sum_{i=1} \left| Output_i^{examples} - Output_i^{real} \right| \quad (7)$$

Τα διανύσματα εκείνα που ελαχιστοποιούν τη συνάρτηση καταλληλότητας (fitness function) είναι οι επιθυμητές λύσεις του προβλήματος. Τα διανύσματα αυτά παριστάνουν τα βάρη των διασυνδέσεων μεταξύ των κόμβων του ΑΓΔ.

Έτσι εφαρμόζοντας τη μέθοδο βελτιστοποίησης των ΕΣ στην συνάρτηση καταλληλότητας προκύπτουν οι πίνακες βαρών που δίνουν αποδεκτές λύσεις για το συγκεκριμένο πρόβλημα. Η τεχνική των ΕΣ είναι ακριβώς η ίδια με την τεχνική εκπαίδευσης που χρησιμοποιείται στα νευρωνικά δίκτυα αλλά το κύριο μειονέκτημά της είναι ότι δεν λαμβάνει υπόψη την αρχική δομή και γνώση των εμπειρογνομώνων για το συγκεκριμένο μοντέλο του ΑΓΔ, αλλά χρησιμοποιεί τα δεδομένα εισόδου-

εξόδου προκειμένου να καθοριστούν οι σχέσεις αιτίας - αποτελέσματος ικανοποιώντας μια συνάρτηση καταλληλότητας. Τα υπολογισμένα βάρη παρουσιάζουν μεγάλες αποκλίσεις από τα πραγματικά βάρη του ΑΓΔ, όπως αυτά έχουν προταθεί από τους ειδικούς, και σε πραγματικά προβλήματα δεν έχουν την αποδεκτή φυσική έννοια. Οι κανόνες εκπαίδευσης για τα ΑΓΔ βασισμένοι στις εξελικτικές μεθόδους υπολογισμού χρειάζονται περισσότερη έρευνα.

Αν και οι ΓΑ μπορούν να εφαρμοστούν απευθείας για τη βελτιστοποίηση των ΑΔΓ, εντούτοις προτιμάται η ανάπτυξη υβριδικών αλγορίθμων που συνδυάζουν τους ΓΑ με τον αλγόριθμο της όπισθεν διάδοσης σφάλματος. Με αυτόν τον τρόπο επιτυγχάνεται η χρησιμοποίηση τόσο της ικανότητας των ΓΑ για εύρεση της περιοχής του ολικού ελαχίστου, όσο και της ικανότητας του αλγορίθμου της όπισθεν διάδοσης σφάλματος για εύρεση του τοπικού ελαχίστου στη συγκεκριμένη περιοχή.

Οι υβριδικοί αλγόριθμοι έχουν χρησιμοποιηθεί για την εύρεση των βέλτιστων τιμών για τις μήτρες βαρών, της βέλτιστης τοπολογίας, των βέλτιστων παραμέτρων εκπαίδευσης και τέλος για την ίδια την εκπαίδευση του ΑΓΔ. Οι ΓΑ έχουν εφαρμοστεί για την εύρεση των βέλτιστων τιμών των μητρών βάρους σε ένα προεπιλεγμένης τοπολογίας ΑΓΔ. Συγκεκριμένα, χρησιμοποιήθηκαν για τη δημιουργία ενός πληθυσμού ΑΓΔ, όπου οι παράμετροι του ενδιάμεσου επιπέδου είναι κωδικοποιημένες σε δυαδικές τιμές. Η προσέγγιση αυτή εφαρμόζεται σε προεπιλεγμένη συνδεσμολογία συγκεκριμένου πλήθους νευρώνων ενδιάμεσου επιπέδου, απαγορεύοντας την εξέταση οποιασδήποτε άλλης τοπολογίας. Παρόμοια μέθοδος έχει παρουσιαστεί για την εύρεση του βέλτιστου συνόλου συναπτικών βαρών σε ένα ΑΓΔ. Τέλος, οι ΓΑ έχουν χρησιμοποιηθεί για την αναζήτηση της βέλτιστης τοπολογίας ΑΓΔ.

Συνοψίζοντας, οι ελάχιστοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης που έχουν προταθεί για τα ΑΓΔ εμφανίζουν τα εξής μειονεκτήματα: δεν είναι θεωρητικά τεκμηριωμένοι, δεν συγκλίνουν σε επιθυμητές καταστάσεις ισορροπίας για τη σωστή λειτουργία του συστήματος, τα βάρη που προκύπτουν δεν έχουν αποδεκτή φυσική σημασία για το εκάστοτε πρόβλημα και δεν έχουν χρησιμοποιηθεί σε πραγματικά προβλήματα.

Αν και τα ΑΓΔ αποτελούν μια ελπιδοφόρο μεθοδολογία μοντελοποίησης, έχουν μερικές αδυναμίες που αφορούν τη δυνατότητά να προσαρμόσουν τη γνώση των εμπειρογνομώνων μέσω των μεθόδων βελτιστοποίησης και εκπαίδευσης των βαρών τους. Αυτά τα χαρακτηριστικά είναι κρίσιμα σε διάφορες εφαρμογές. Επομένως, υπάρχει περαιτέρω ανάγκη για βελτίωση της λειτουργίας των ΑΓΔ. Αυτό μπορεί να επιτευχθεί μέσω της ανάπτυξης νέων αλγορίθμων εκπαίδευσης που αντιμετωπίζουν τις αδυναμίες και βελτιώνουν την απόδοση των ΑΓΔ και είναι μέρος αυτής της διατριβής που διαπραγματεύεται το πρόβλημα.

Σε αυτό το πλαίσιο, είναι σαφές πως η ανάπτυξη νέων μεθόδων εκπαίδευσης για τα ΑΓΔ που θα προσαρμόζουν τα βάρη τους με τέτοιο τρόπο ώστε να συγκλίνουν σε επιθυμητές καταστάσεις ισορροπίας είναι ιδιαίτερα σημαντική. Φυσικά, θα πρέπει τα βάρη να διατηρούν τη φυσική τους σημασία και τα νέα βελτιωμένα ΑΓΔ να μπορούν να εφαρμοστούν αποτελεσματικά σε πραγματικά και πολύπλοκα προβλήματα, ώστε η εκάστοτε προτεινόμενη λύση να έχει και ουσιαστική σημασία.

4.2 Ο Γενετικός αλγόριθμος για την εκπαίδευση των ΑΓΔ

Το προτεινόμενο μοντέλο χρησιμοποιεί έναν γενετικό αλγόριθμο που ονομάζεται Real – Coded Genetic Algorithm (RCGA). Ο αλγόριθμος αυτός πραγματοποιεί γραμμικό μετασχηματισμό κάθε μεταβλητής της λύσης ώστε να την αποκωδικοποιήσει. Το βασικό του πλεονέκτημα είναι η δυνατότητα να χρησιμοποιείται σε προβλήματα μεγάλης τάξης.

Ο RCGA χρησιμοποιεί τα δεδομένα εισόδου για να αναπτύξει και να βελτιστοποιήσει τον πίνακα συνδέσεων του μοντέλου ΑΓΔ. Τα βασικά του χαρακτηριστικά είναι η συνάρτηση fitness, οι συνθήκες τερματισμού, οι γενετικοί διαχειριστές και οι στρατηγικές επιλογής.

4.3 Προτεινόμενη τεχνική εκπαίδευσης βασισμένη σε γενετικούς αλγορίθμους

Η προτεινόμενη μέθοδος εκπαίδευσης χρησιμοποιεί έναν γενετικό αλγόριθμο γνωστό σαν «αλγόριθμο πραγματικής κωδικοποίησης» (Real – coded GA, RCGA). Σε αυτόν τον αλγόριθμο, κάθε χρωμόσωμα αποτελείται από αριθμούς κινητής υποδιαστολής. Ο RCGA κάνει γραμμικό μετασχηματισμό για κάθε μεταβλητή της λύσης ώστε να την αποκωδικοποιήσει μέσα στο επιθυμητό διάστημα.

Το βασικό του πλεονέκτημα είναι η ικανότητα χρήσης σε πολυδιάστατα και συνεχή πεδία, ενώ έχει και πλουσιότερο φάσμα λειτουργιών που μπορούν να χρησιμοποιηθούν στην διαδικασία αναζήτησης.

Ο RCGA χρησιμοποιεί τα δεδομένα εισόδου για να αναπτύξει και να βελτιστοποιήσει, σε σχέση με τα δεδομένα αυτά, τον πίνακα σύνδεσης ενός μοντέλου ΑΓΔ. Στη συνέχεια παρουσιάζονται κάποιες περισσότερες λεπτομέρειες.

4.3.1 Δομή χρωμοσωμάτων

Ο RCGA ορίζει κάθε χρωμόσωμα σαν ένα διάνυσμα, το μέγεθος του οποίου σχετίζεται με τον αριθμό των μεταβλητών σε κάθε πρόβλημα, Κάθε στοιχείο του διανύσματος καλείται 'gene'. Στην περίπτωση εκπαιδευόμενων ΑΓΔ, κάθε χρωμόσωμα αποτελείται από $N(N-1)$ genes, που ουσιαστικά είναι αριθμοί στο διάστημα $[-1 \ 1]$, και ορίζονται ως εξής:

$$E = [e_{12}, e_{13}, \dots, e_{1N}, e_{21}, \dots, e_{2N}, \dots, e_{NN-1}]^T \quad (8)$$

όπου κάθε e_{ij} εκφράζει την τιμή του βάρους από τον i στον j κόμβο.

Κάθε χρωμόσωμα πρέπει να αποκωδικοποιηθεί σε ένα υποψήφιο ΑΓΔ. Αυτό περιλαμβάνει αντιγραφή των τιμών των βαρών από το χρωμόσωμα στο αντίστοιχο σημείο του πίνακα σύνδεσης, κάτι που τελικά ορίζει τον πίνακα του ΑΓΔ μοντέλου. Ο αριθμός χρωμοσωμάτων σε κάθε πληθυσμό είναι σταθερός για κάθε γενιά.

4.3.2 Η συνάρτηση fitness

Μια από τις πιο σημαντικές παραμέτρους για την επιτυχία ενός γενετικού αλγορίθμου είναι η συνάρτηση fitness. Σε κάθε επανάληψη του ΑΓΔ μοντέλου, το διάνυσμα κατάστασης $C(t+1)$ εξαρτάται μόνο από το διάνυσμα κατάστασης της προηγούμενης στιγμής. Αυτό σημαίνει πως κάθε φορά που το σύστημα φτάνει σε μια κατάσταση στην οποία έχει ξαναφτάσει στο παρελθόν, τότε η συμπεριφορά του θα είναι ακριβώς η ίδια, και θα έχουμε έναν ατέρμονα κύκλο. Έτσι, αν K είναι το μήκος των δεδομένων εισόδου και στην L επανάληψη έχουμε μια περίπτωση ίδιας κατάστασης, τότε για την διαδικασία εκπαίδευσης μπορούν να χρησιμοποιηθούν οι L καταστάσεις. Οι υπόλοιπες $K - L$ δεν έχει νόημα να χρησιμοποιηθούν.

Ας υποθέσουμε ότι έχουμε στο σύνολο δεδομένα εισόδου μήκους K . Ομαδοποιώντας κάθε ζεύγος γειτονικών καταστάσεων, $K-1$ διαφορετικά ζεύγη κατασκευάζονται:

$$C(t) \rightarrow C(t+1)$$

με το t να παίρνει τιμές από το 0 ως και το $K-1$.

Αν υποθέσουμε ότι το $C(t)$ είναι το αρχικό διάνυσμα, και το $C(t+1)$ η απόκριση του συστήματος, τα ζεύγη αυτά μπορούν να παραχθούν από τα δεδομένα εισόδου. Όσο μεγαλύτερο είναι το K , τόσο μεγαλύτερη ποσότητα πληροφορίας έχουμε. Η συνάρτηση fitness κατασκευάζεται υπολογίζοντας την διαφορά μεταξύ της απόκρισης συστήματος που παράγεται από την χρήση ενός ΑΓΔ και της αντίστοιχης απόκρισης συστήματος που είναι γνωστή από τα δεδομένα εισόδου. Η πρώτη υπολογίζεται μέσω της αποκωδικοποίησης που πραγματοποιεί το ΑΓΔ και της προσομοίωσης με βάση το αρχικό διάνυσμα κατάστασης. Η διαφορά υπολογίζεται για όλα τα $K-1$ ζεύγη. Με βάση αυτόν τον υπολογισμό, εκτιμάται το σφάλμα με βάση την εξής σχέση:

$$Error_Lp = a \sum_{t=1}^{K-1} \sum_{n=1}^N |Cn(t) - \bar{C}n(t)|^p \quad (9)$$

Στην παραπάνω σχέση $C(t) = [C1(t), C2(t), \dots, Cn(t)]$ είναι η απόκριση για αρχικό διάνυσμα $C(t-1)$, ενώ το αντίστοιχο διάνυσμα \bar{C} είναι η απόκριση για το υποψήφιο FCM αντίστοιχα.

Επιπλέον, το p παίρνει τις τιμές 1, 2 ή άπειρο, δημιουργώντας τρεις διαφορετικές εκφράσεις σφάλματος.

Κάθε μία από αυτές, μπορεί να χρησιμοποιηθεί σαν βάση της fitness function, ως εξής:

Fitness function = $h(\text{Error_Lp})$

Η βοηθητική συνάρτηση h έχει την εξής μορφή:

$$h(x) = 1 / (ax + 1)$$

Όπου η παράμετρος a υπολογίζεται πειραματικά.

Η συνάρτηση fitness κανονικοποιείται στο $(0, 1]$ ως εξής:

- Η χειρότερη περίπτωση είναι αυτή που αντιστοιχεί σε τιμές κοντά στο 0
- Ιδανικά η τιμή είναι 1

4.3.3 Συνθήκες τερματισμού

Οι συνθήκες τερματισμού λαμβάνουν υπόψη τα εξής σενάρια:

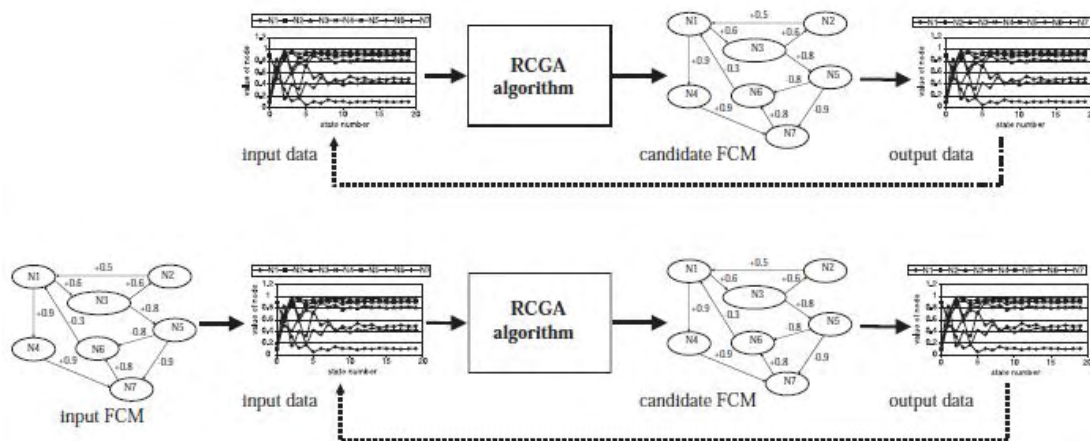
- Η εκπαίδευση ήταν επιτυχής. Ουσιαστικά, έχουμε τερματισμό όταν η fitness function φτάσει μια τιμή – κατώφλι, που ονομάζεται `max_fitness`.
- Η εκπαίδευση ήταν αποτυχημένη, αλλά φτάσαμε στο άνω όριο επαναλήψεων

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5

5 Πειράματα και Αποτελέσματα

5.1 Δομή πειραμάτων

Στόχος της πειραματικής διαδικασίας είναι να μελετήσει την αποδοτικότητα της προτεινόμενης τεχνικής για εκπαίδευση FCM. Η παρακάτω εικόνα, παρουσιάζει μια σύνοψη του συνόλου της διαδικασίας.



Εικόνα 3: Σχηματική απεικόνιση διαδικασίας εκπαίδευσης FCM

Σε κάθε περίπτωση, οι στόχοι της εκπαίδευσης του ΑΓΔ είναι 2. Ο πρώτος αφορά την εύρεση του πίνακα σύνδεσης που παράγει το ίδιο διάνυσμα ακολουθίας με τα δεδομένα εισόδου, για ένα δεδομένο αρχικό διάνυσμα. Ο δεύτερος στόχος αφορά την εύρεση υποψήφιου ΑΓΔ που συμπεριφέρεται με τον ίδιο τρόπο με το ΑΓΔ εισόδου για διαφορετικά διανύσματα αρχικής κατάστασης.

Για να συμβεί αυτό 100%, θα πρέπει οι δύο πίνακες σύνδεσης να είναι απόλυτα ίδιοι. Παρόλα αυτά, δεν είναι απαραίτητο να έχουμε απόλυτα ίδιους πίνακες, και άρα μπορεί να γίνει έλεγχος μέσω προσομοίωσης της εισόδου και των υποψήφιων ΑΓΔ για ένα πλήθος διαφορετικών διανυσμάτων αρχικής κατάστασης.

Για να μελετηθεί η αποδοτικότητα αυτής της διαδικασίας, χρησιμοποιούνται δύο κριτήρια, που περιγράφονται στη συνέχεια.

Κριτήριο σφάλματος δεδομένων εισόδου

Το κριτήριο αυτό μετρά την ομοιότητα ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου και τα δεδομένα που παράγονται από την προσομοίωση των υποψήφιων ΑΓΔ με το ίδιο διάνυσμα αρχικής κατάστασης. Ορίζεται ως εξής:

$$Error_Initial = \frac{1}{(K-1)N} \sum_{t=1}^{K-1} \sum_{n=1}^N |Cn(t) - \bar{C}n(t)| \quad (10)$$

Κριτήριο συμπεριφοράς μοντέλου

Το κριτήριο αυτό μετρά τις δυνατότητες γενίκευσης του υποψήφιου ΑΓΔ. Βασίζεται στον υπολογισμό του παρακάτω μέσου όρου:

$$Error_Behavior = \frac{1}{P(K-1)N} \sum_{p=1}^P \sum_{t=1}^{K-1} \sum_{n=1}^N |C^p n(t) - \bar{C}^p n(t)| \quad (11)$$

Και τα δύο αυτά κριτήρια χρησιμοποιούνται για να μετρηθεί η ποιότητα του αλγορίθμου εκπαίδευσης FCM. Σε κάθε περίπτωση, η ποιότητα αυτή εξαρτάται και από την ποιότητα των δεδομένων εισόδου. Στην περίπτωση των ΑΓΔ, για να έχουμε επιτυχή εκπαίδευση, η οριακή τιμή δεν πρέπει να εμφανίζεται στις πρώτες

επαναλήψεις της διαδικασίας, διότι τότε τα δεδομένα εισόδου μπορεί να είναι πολύ λίγα για να έχουμε ακριβή διαδικασία εκπαίδευσης – με άλλα λόγια, μπορεί να έχουμε υποψήφιο ΑΓΔ που παράγει διάνυσμα κατάστασης ίδιο με τα δεδομένα εισόδου, αλλά δεν μπορεί να θεωρηθεί ως καλή λύση γιατί δεν μπορεί να γενικευθεί.

Για να αποφύγουμε το πρόβλημα αυτό, ορίζεται ένας ελάχιστος αριθμός επαναλήψεων, που στο συγκεκριμένο άρθρο είναι κατ' ελάχιστον 20. Κατ' αντιστοιχία, ορίζεται και ο μέγιστος αριθμός επαναλήψεων και τίθεται ίσος με 50. Στη συνέχεια παρουσιάζονται οι βασικές παράμετροι του RCGA αλγορίθμου.

5.1.1 Παράμετροι RCGA

Ο αλγόριθμος RCGA χρησιμοποιήθηκε για να παραχθεί το υποψήφιο ΑΓΔ με βάση τα δεδομένα εισόδου. Οι παράμετροι που χρησιμοποιήθηκαν συνοψίζονται στις παρακάτω:

Προτεινόμενη μέθοδος: Single point crossover

Μέθοδος μεταλλαγής: Επιλεγμένη τυχαία ανάμεσα σε τυχαία μεταλλαγή, μη – ομοιόμορφη μεταλλαγή, και μεταλλαγή Muhlenbein

Μέθοδος επιλογής: Επιλεγμένη τυχαία ανάμεσα σε roulette wheel και tournament

Πιθανότητα επανασυνδυασμού: 0.9

Πιθανότητα μεταλλαγής: 0.5

Μέγεθος πληθυσμού: 100

max_generation: 300,000

max_fitness: 0.999

fitness function – βασισμένη στα L1, L2, Loo.

Όλα τα πειράματα έγιναν με βάση μια συνάρτηση μετασχηματισμού που ορίζεται ως εξής:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-5x}} \quad (12)$$

Η τελική φόρμουλα που χρησιμοποιήθηκε αναφορικά με την fitness function είναι η κάτωθι:

$$Fitness_function = \frac{1}{aError_Lp + 1} \quad (13)$$

Το a παίρνει την τιμή 100 για τα L1 και Loo, και την τιμή 10,000 για το L2.

5.2 Αποτελέσματα

5.2.1 Πειράματα για την επιλογή της βέλτιστης συνάρτησης fitness

Η ενότητα αυτή παρουσιάζει τα σημαντικότερα αποτελέσματα. Χρησιμοποιήθηκαν διαφορετικές παράμετροι για να γίνουν συγκρίσεις, όπως παραδείγματος χάριν μοντέλα αποτελούμενα από 6 ή 8 κόμβους, και πυκνότητες 20%, 40% 60% ή 80%.

Κάθε ΑΓΔ προσομοιώθηκε 10 φορές για κάθε αριθμό κόμβων και για κάθε διαφορετική τιμή της πυκνότητας, με 3 διαφορετικές συναρτήσεις fitness, κάτι που συνολικά είχε ως αποτέλεσμα 240 πειράματα. Οι 3 διαφορετικές συναρτήσεις fitness αντιστοιχούν στα L1, L2, Loo, κάθε ένα από τα οποία συνεπάγονται και αντίστοιχες τιμές βάσης, με τις οποίες έγινε κανονικοποίηση για τη σύγκριση των αποτελεσμάτων. Οι τιμές αυτές είναι:

Τιμή Βάσης L1: 0,362

Τιμή Βάσης L2: 0,205

Τιμή Βάσης Loo: 0.836

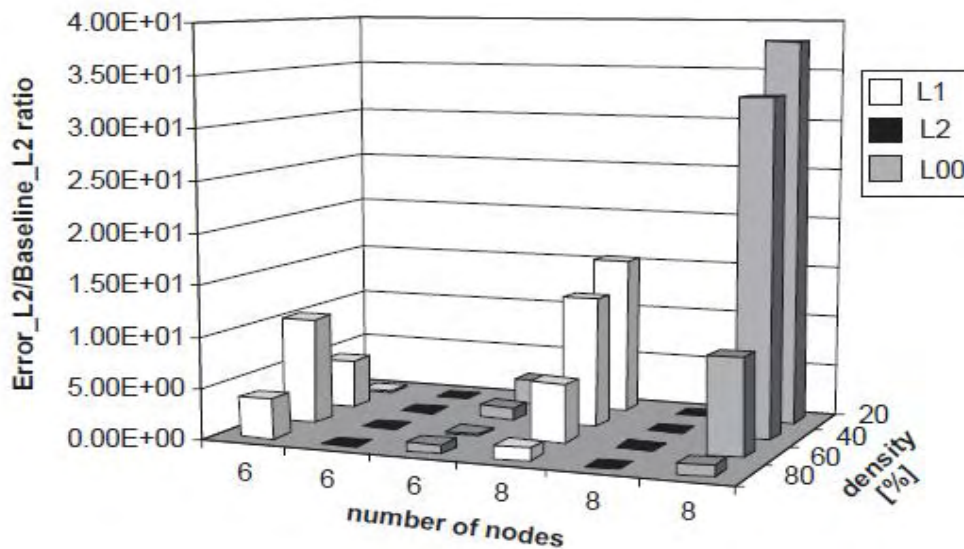
Ο πίνακας που ακολουθεί συνοψίζει το σύνολο των αποτελεσμάτων.

Πίνακας 1: Αποτελέσματα υλοποίησης

FCM parameters		Fitness function L_1		Fitness function L_2		Fitness function L_∞	
# Nodes	Density (%)	Error_ L_1	Ratio (%) Error_ L_1 /Baseline_ L_1	Error_ L_2	Ratio (%) Error_ L_2 /Baseline_ L_2	Error_ L_∞	Ratio (%) Error_ L_∞ /Baseline_ L_∞
6	20	1.30E - 03	3.60E - 01	2.40E - 06	1.17E - 03	1.48E - 02	1.77E + 00
6	40	2.92E - 03	8.06E - 01	5.00E - 08	2.44E - 05	1.30E - 02	1.55E + 00
6	60	3.78E - 03	1.04E + 00	2.00E - 07	9.76E - 05	9.83E - 03	1.18E + 00
6	80	3.39E - 03	9.35E - 01	5.00E - 08	2.44E - 05	9.97E - 03	1.19E + 00
8	20	5.53E - 03	1.53E + 00	1.38E - 05	6.73E - 03	3.15E - 02	3.77E + 00
8	40	8.25E - 03	2.28E + 00	1.07E - 05	5.22E - 03	3.29E - 02	3.94E + 00
8	60	5.60E - 03	1.55E + 00	2.04E - 05	9.95E - 03	2.78E - 02	3.32E + 00
8	80	5.59E - 03	1.54E + 00	1.62E - 05	7.90E - 03	1.58E - 02	1.89E + 00

Πηγή: Stach et al., 2005

Σύμφωνα με τα αποτελέσματα του πίνακα, η καλύτερη απόδοση επιτυγχάνεται με την συνάρτηση που βασίζεται στο L_2 . Αντίστοιχα, η παρακάτω εικόνα δείχνει τον υπολογισμό λάθους ανάμεσα στις παραμέτρους του ΑΓΔ. Σύμφωνα με τα αποτελέσματα, η καλύτερη σύγκλιση επιτυγχάνεται με την συνάρτηση που βασίζεται στο L_2 .



Εικόνα 4: Υπολογισμός του λάθους για κάθε συνάρτηση βελτιστοποίησης ανάλογά με τις δυο παραμέτρους του ΑΓΔ.

Πηγή: Stach et al., 2005

5.2.2 Συνθετικά δεδομένα

Τα τεστ αυτά χρησιμοποιούν μοντέλα ΑΓΔ που έχουν δημιουργηθεί τυχαία για να παράγουν δεδομένα εισόδου. Έγιναν τεστ με 4, 6, 8 και 10 κόμβους, και πυκνότητες 20%, 40%, 60% και 80%. Η διαδικασία ήταν η εξής:

- Θέτουμε παραμέτρους για το N (αριθμός κόμβων), το D (πυκνότητα), τον αριθμό πειραμάτων T , τον αριθμό τεστ P . Αρχικά $t = 1$.
- Παράγουμε ένα τυχαίο ΑΓΔ μοντέλο
- Παράγουμε το διάνυσμα αρχικής κατάστασης
- Γίνεται προσομοίωση με βάση το διάνυσμα για να παραχθούν τα δεδομένα εισόδου
- Αν το μήκος των δεδομένων εισόδου δεν είναι μέσα στα προκαθορισμένα όρια, επιστρέφουμε στο 2^ο βήμα της διαδικασίας
- Εφαρμόζουμε RCGA για την διαδικασία εκπαίδευσης
- Παράγουμε την παράμετρο `error_initial`
- Παράγουμε την παράμετρο `error_behavior` με P προσομοιώσεις.
- Αν $t < T$ αυξάνουμε το t κατά 1 και επιστρέφουμε στο 2^ο βήμα της διαδικασίας
- Εξάγουμε μέσες τιμές και τυπικές αποκλίσεις για τις παραμέτρους `error_initial` και `error_behavior`

Τόσο το P όσο και το T τέθηκαν ίσα με 10. Συνολικά έγιναν περίπου 2000 προσομοιώσεις. Τα συνολικά αποτελέσματα συνοψίζονται στο επόμενο σύνολο εικόνων.

Πιο συγκεκριμένα, οι εικόνες αυτές περιλαμβάνουν συγκρίσεις ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου και στα διάνυσμα κατάστασης που παράχθηκαν από τα υποψήφια ΑΓΔ για το διάνυσμα εισόδου που ορίστηκε από τα αντίστοιχα δεδομένα (εικόνες 5a, 5b, 5e, 5f). Επιπλέον, παρουσιάζουν συγκρίσεις ανάμεσα στις καλύτερες και τις χειρότερες ακολουθίες, αναφορικά με την ομοιότητά τους με τις ακολουθίες που παράχθηκαν από το ΑΓΔ εισόδου, και το υποψήφιο ΑΓΔ (εικόνες 5c, 5d, 5g, 5h).

Το πρώτο σύνολο εικόνων αφορά στην περίπτωση των 8 κόμβων με πυκνότητα 40%, και το δεύτερο σύνολο στην περίπτωση 6 κόμβων με πυκνότητα 60%.

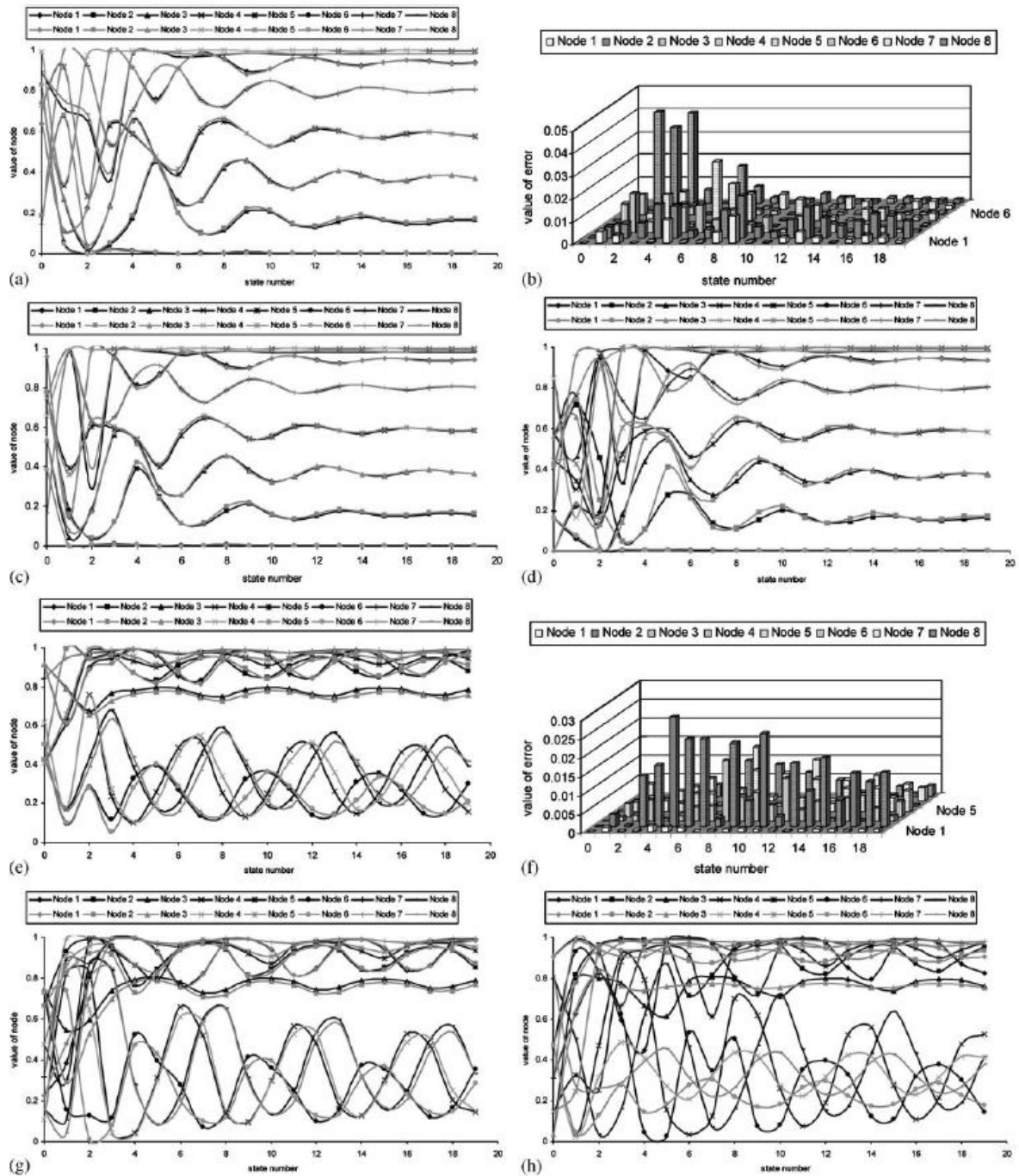
Πιο αναλυτικά, οι εικόνες δείχνουν:

- Τα δεδομένα εισόδου και το αποτέλεσμα προσομοίωσης του υποψήφιου ΑΓΔ (εικόνες 5a, 5e).
- Το ρυθμό σφάλματος (εικόνες 5b, 5f)
- Τα αποτελέσματα των βέλτιστων πειραμάτων (από σύνολο 10) που έγιναν με ένα νέο διάνυσμα αρχικής κατάστασης τόσο για το αρχικό όσο και για το υποψήφιο μοντέλο ΑΓΔ (εικόνες 5c, 5g)
- Αποτελέσματα του χειρότερου από τα 10 πειράματα αντίστοιχα (εικόνες 5d, 5h)

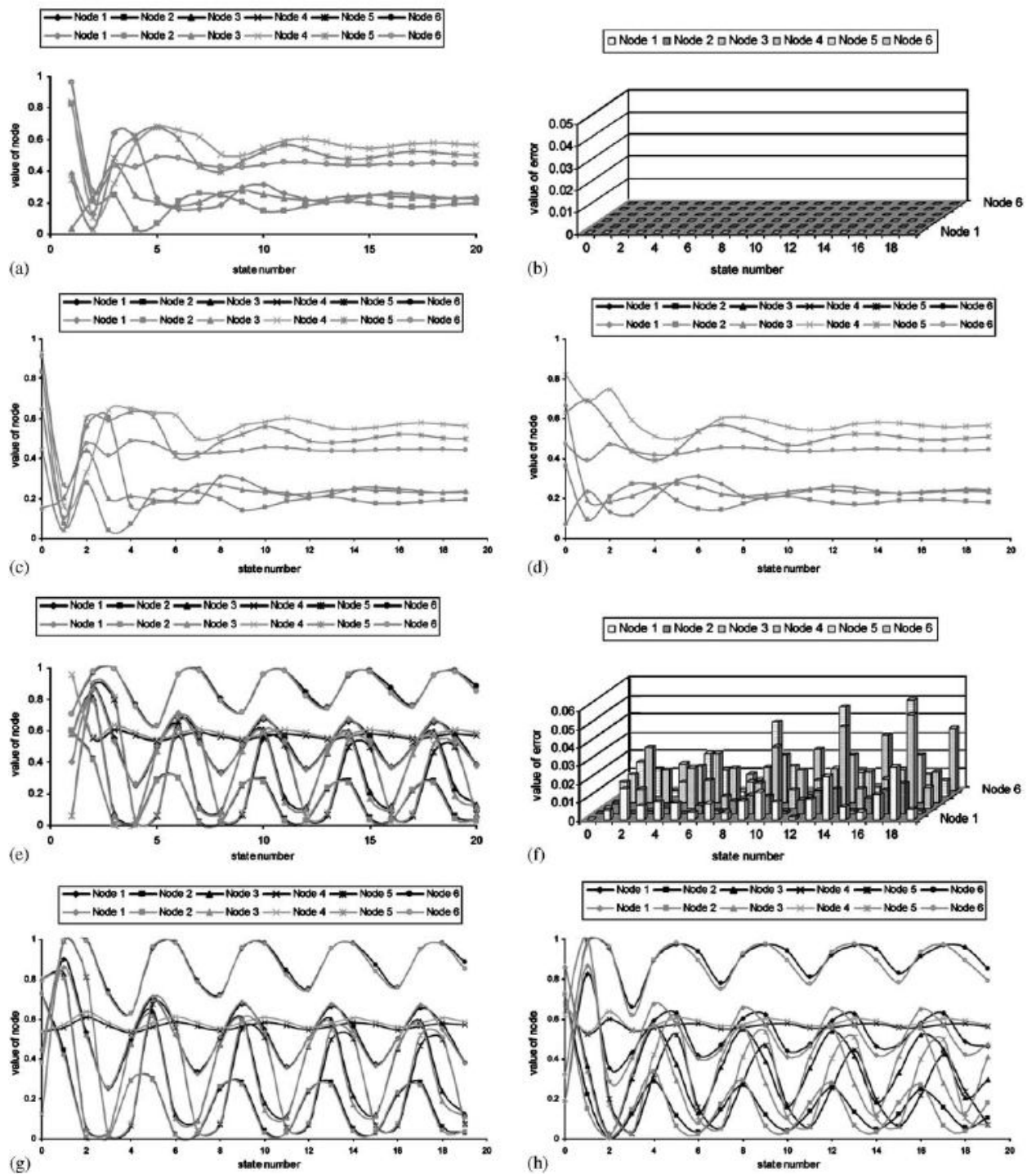
Συνοπτικά, τα βασικά συμπεράσματα είναι τα εξής:

- Οι τιμές `error_initial` ήταν σχετικά χαμηλές. Σε μια περίπτωση μάλιστα το υποψήφιο ΑΓΔ ανέκτησε πλήρως τα δεδομένα εισόδου.
- Καλύτερα αποτελέσματα πήραμε σε περιπτώσεις όπου η ακολουθία των δεδομένων εισόδου ήταν κοντά στο `fixed – point attractor`.

- Η προσομοίωση με νέα διανύσματα αρχικής κατάστασης έδειξε αντίστοιχα αποτελέσματα.



Εικόνα 5: Συγκρίσεις ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου και στα διανύσματα κατάστασης
 Πηγή: Stach et al., 2005

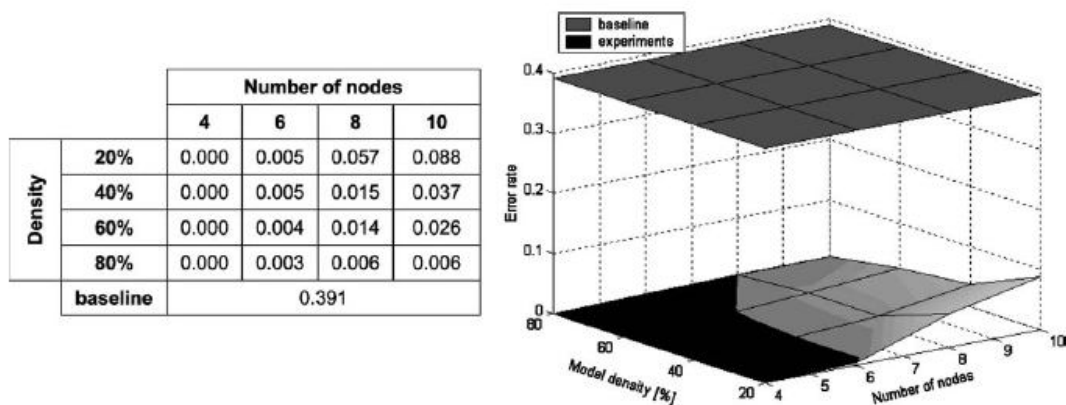


Εικόνα 6: Συγκρίσεις ανάμεσα στα δεδομένα εισόδου και στα διανύσματα κατάστασης
 Πηγή: Stach et al., 2005

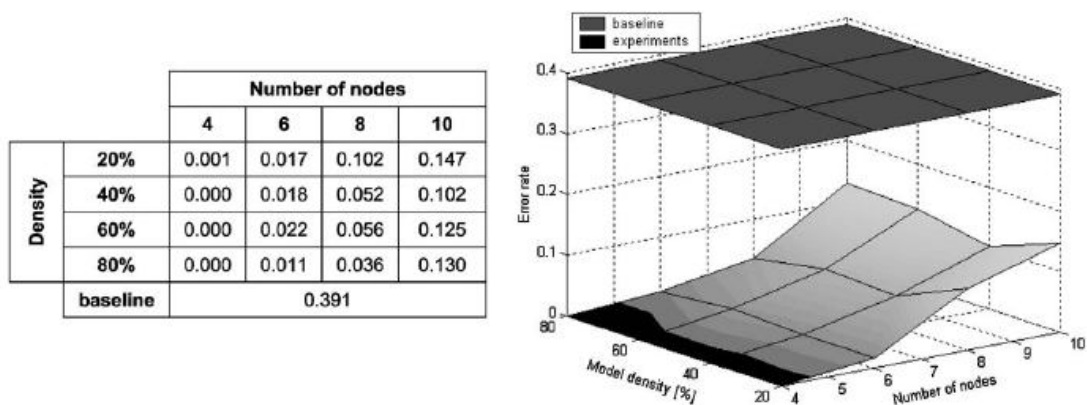
Μια πιο εύκολη ανάλυση μπορεί να γίνει και με βάση τις παρακάτω εικόνες. Η πρώτη αφορά στις τιμές της *error_initial* και η δεύτερη στις τιμές της *error_behavior*.

Πιο συγκεκριμένα, φαίνεται ότι οι τιμές της *error_initial* είναι αρκετά χαμηλές και ότι αυξάνονται λίγο όσο αυξάνεται ο αριθμός των κόμβων και η πυκνότητα.

Αντίστοιχα, οι τιμές της *error_behavior* είναι επίσης κατά κανόνα σχετικά χαμηλές, αλλά αυξάνονται περισσότερο, καθώς αυξάνεται ο αριθμός των κόμβων, ενώ είναι σχετικά ανεπηρέαστες από την πυκνότητα.



Εικόνα 7: Τιμές της *error_initial* Πηγή: Stach et al., 2005

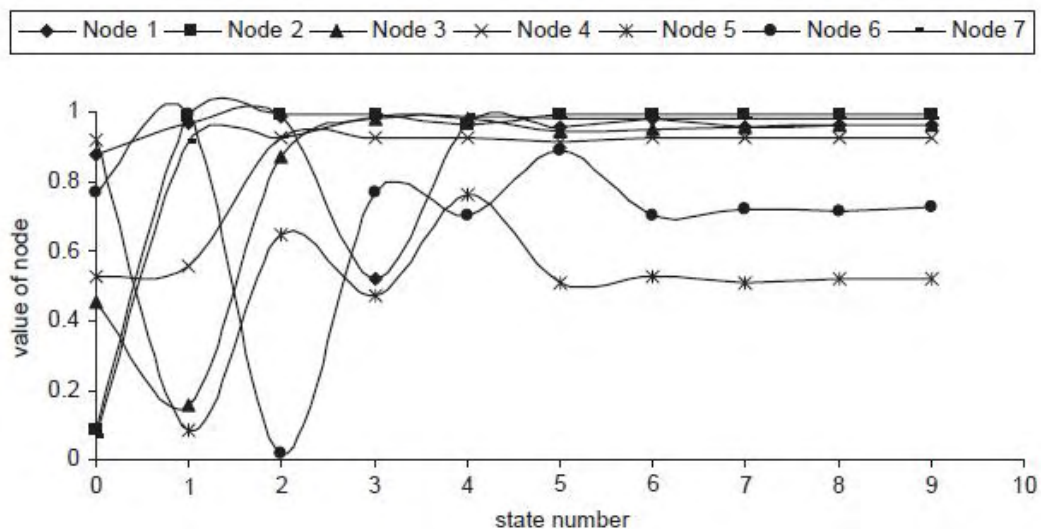


Εικόνα 8: Τιμές της *error_behavior* Πηγή: Stach et al., 2005

5.2.3 Πραγματικά δεδομένα

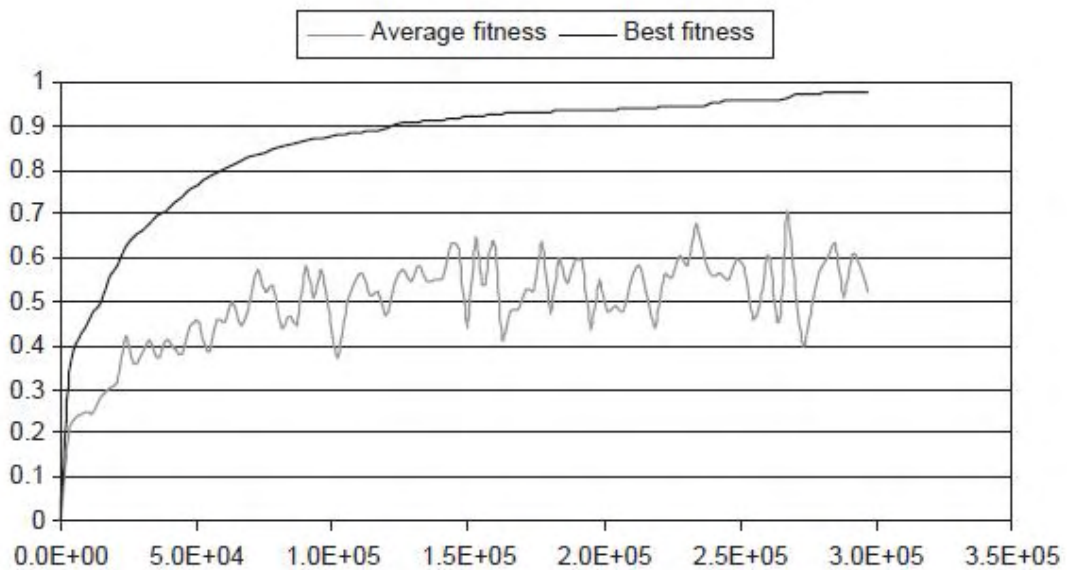
Σε αυτή την ενότητα παρουσιάζονται κάποια τεστ με 2 ΑΓΔ μοντέλα που υπήρχαν στη βιβλιογραφία. Αποτελούνται από 7 και 10 κόμβους αντίστοιχα. Έτσι, έγιναν 2 αντίστοιχα πειράματα.

Το πρώτο πείραμα αφορά μια εταιρία e – business, για ένα ΑΓΔ που περιγράφει σχέσεις ανάμεσα σε επτά κόμβους, που είχαν οριστεί σαν σημαντικοί στη διαδικασία στρατηγικού σχεδιασμού της εταιρίας. Τα επτά αυτά σημεία ήταν τα κέρδη, οι πωλήσεις, οι μειώσεις τιμών, η ικανοποίηση πελατών, το προσωπικό, οι συνέπειες του ανταγωνισμού και η βελτίωση των υπηρεσιών ηλεκτρονικού εμπορίου. Η πυκνότητα ήταν 40%. Τα δεδομένα εισόδου φαίνονται στην παρακάτω εικόνα 9.



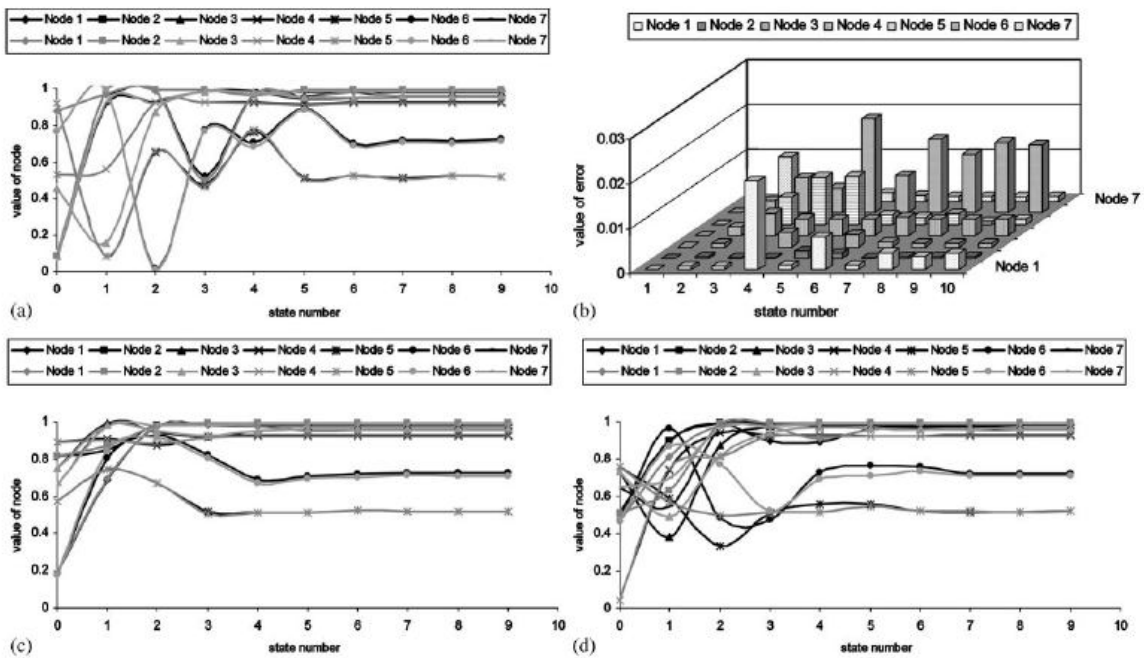
Εικόνα 9: Τα δεδομένα εισόδου του 1^{ου} πειράματος Πηγή: Stach et al., 2005

Το αποτέλεσμα της εφαρμογής του RCGA και η διαδικασία εκπαίδευσης που προέκυψε φαίνεται στην επόμενη εικόνα.



Εικόνα 10: Το αποτέλεσμα της εφαρμογής του RCGA του 1^{ου} πειράματος Πηγή: Stach et al., 2005

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης τελικά συνοψίζονται στις επόμενες εικόνες:

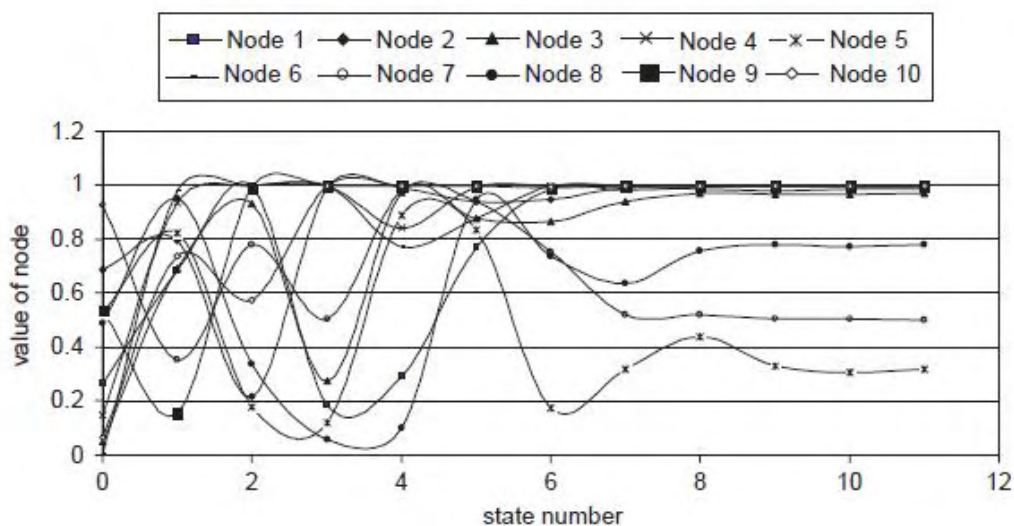


Εικόνα 11: Το αποτέλεσμα της προσομοίωσης του 1ου πειράματος Πηγή: Stach et al., 2005

Τα συμπεράσματα είναι τα εξής:

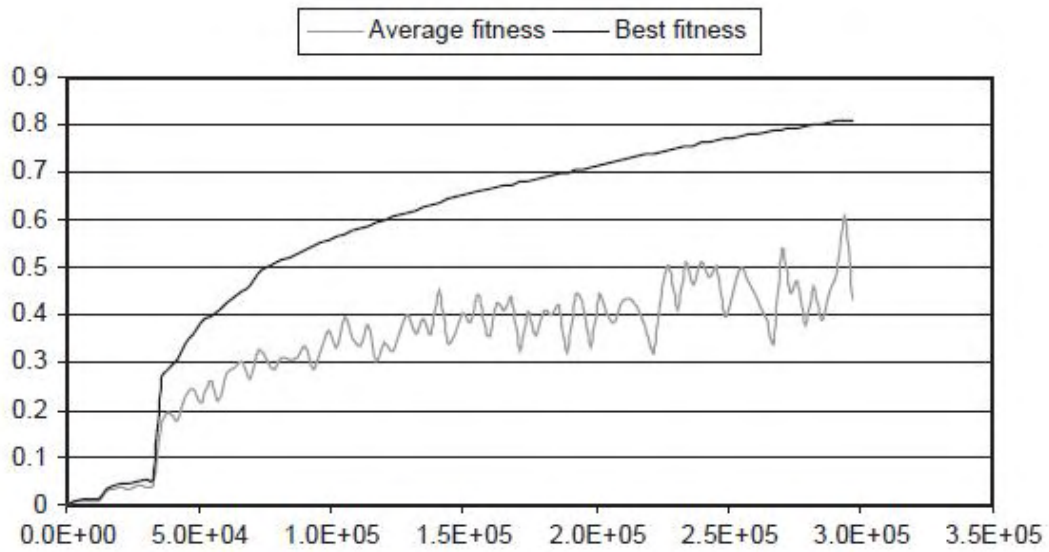
- Η ποιότητα του υποψήφιου ΑΓΔ είναι πολύ καλή και για τα 2 κριτήρια, παρά το γεγονός ότι τα δεδομένα εισόδου είχαν μικρό μήκος
- Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης με νέο αρχικό δάνυσμα κατάστασης έδειξαν ότι για συγκεκριμένες περιπτώσεις, τα αποτελέσματα από το υποψήφιο ΑΓΔ είναι ίδια με αυτά του αρχικού.

Το δεύτερο πείραμα αφορούσε ένα σύνολο στρατιωτών σε μάχη. Οι κόμβοι αντιστοιχούν σε συμπεριφορές στρατιωτών, και η πυκνότητα ήταν 34%. Η επόμενη εικόνα δείχνει τα δεδομένα εισόδου:



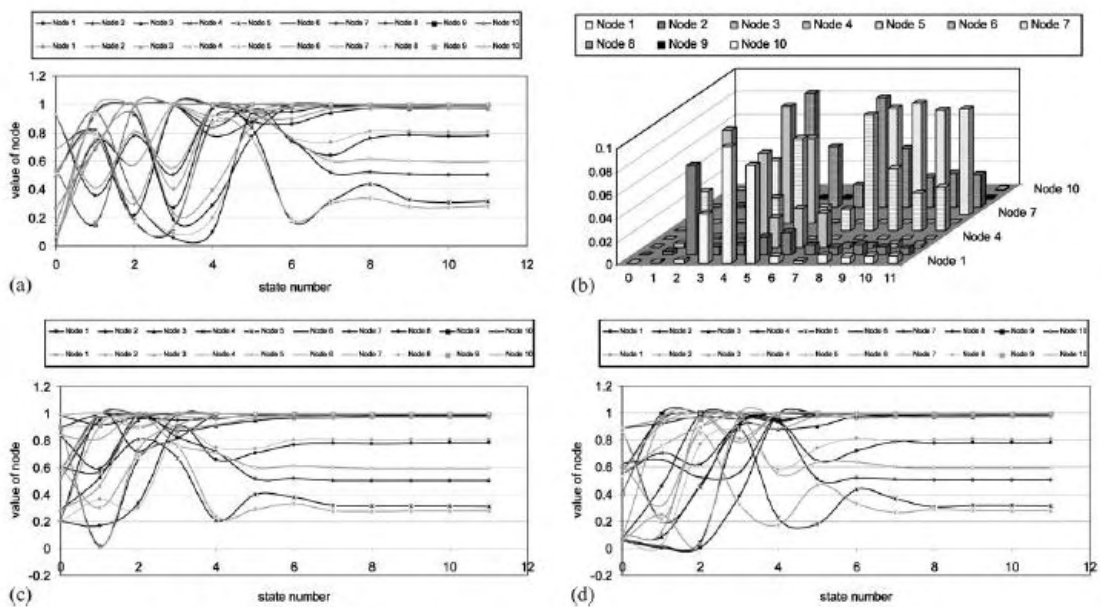
Εικόνα 12: Τα δεδομένα εισόδου του 2^{ου} πειράματος Πηγή: Stach et al., 2005

Το αποτέλεσμα της εφαρμογής του RCGA και η διαδικασία εκπαίδευσης που προέκυψε φαίνεται στην επόμενη εικόνα.



Εικόνα 13: Το αποτέλεσμα της εφαρμογής του RCGA του 2^{ου} πειράματος Πηγή: Stach et al., 2005

Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης τελικά συνοψίζονται στις επόμενες εικόνες:



Εικόνα 14: Το αποτέλεσμα της προσομοίωσης του 2^{ου} πειράματος Πηγή: Stach et al., 2005

Τα συμπεράσματα είναι τα εξής:

- Η ποιότητα του υποψήφιου ΑΓΔ είναι καλή, αλλά ελαφρώς χειρότερη από την προηγούμενη περίπτωση, λόγω των περισσότερων κόμβων
- Τα αποτελέσματα της προσομοίωσης με νέο αρχικό διάνυσμα κατάστασης έδειξαν ότι είναι ικανοποιητικά.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 6

6 Συμπεράσματα - προτάσεις για μελλοντική έρευνα

Όπως είδαμε στα πλαίσια της παρούσης εργασίας, η πολυπλοκότητα συγκεκριμένων προβλημάτων που καλούμαστε σήμερα να αντιμετωπίσουμε, έχει οδηγήσει στην ανάπτυξη, νέων μεθοδολογιών, όπως τα Ασαφή Γνωστικά Δίκτυα (ΑΓΔ), που αποτελούν μια σημαντική μεθοδολογία μοντελοποίησης η οποία βασίζεται στη γνώση. Μία εκ των σημαντικών προκλήσεων που υπάρχουν σχετικά με τα δίκτυα αυτά, σχετίζεται με τις μεθόδους εκπαίδευσης των βαρών τους. Μία από τις πιο ενδιαφέρουσες τεχνικές που έχουν προταθεί επ' αυτού, είναι η χρήση γενετικών αλγορίθμων, η οποία μελετήθηκε στην εργασία αυτή. Πιο συγκεκριμένα, στα πλαίσια αυτής της εργασίας έγινε μια μελέτη του φαινομένου της χρήσης γενετικών αλγορίθμων για την εκπαίδευση των ΑΓΔ, και μελετήθηκαν κάποιες παράμετροι που καθορίζουν την απόδοσή τους, όπως για παράδειγμα το ποσοστό των crossover παιδιών.

Συνοψίζοντας, στην παρούσα πτυχιακή μελετήθηκαν οι γενετικοί αλγόριθμοι, παρουσιάστηκαν τα βασικά χαρακτηριστικά τους και τα βασικά πλεονεκτήματα και μειονεκτήματα της χρήσης τους, οι βασικότερες εφαρμογές και η αποδοτικότητά τους όσον αφορά την εφαρμογή τους για την εκπαίδευση των ΑΓΔ. Η παρουσίαση επικεντρώθηκε στην εκπαίδευση των ΑΓΔ χρησιμοποιώντας μια συγκεκριμένη τεχνική των ΓΑ τα RCGA, όπως προτάθηκαν από τους Stach et al. 2005.

Τα αποτελέσματα που παρουσιάστηκαν και στηρίχθηκαν αποκλειστικά σε βιβλιογραφική μελέτη έδειξαν ότι η τεχνική αυτή των γενετικών αλγορίθμων μπορεί να εκπαιδεύσει κατάλληλα τα ΑΓΔ, προτείνοντας ένα νέο μοντέλο ΑΓΔ που οδηγεί σε βέλτιστες και αποδεκτές καταστάσεις για τη λειτουργία ενός συστήματος. Οι συγκρίσεις που προέκυψαν από τη χρήση διαφορετικών παραμέτρων, όπως ακριβώς παρουσιάζονται στη βιβλιογραφική ανασκόπηση που έγινε έδειξαν την

υπεροχή των γενετικών αλγορίθμων στην εκπαίδευση των ΑΓΔ, και την κύρια συνεισφορά τους για μελλοντική έρευνα προς αυτή την κατεύθυνση.

Η παρούσα πτυχιακή εργασία στηρίχθηκε αποκλειστικά στην εργασία των Stach et al (2005), σχετικά με μια νέα μεθοδολογία εκπαίδευσης των ΑΓΔ βασισμένη στους γενετικούς αλγορίθμους και δεν παρουσιάζει κάποια νέα αποτελέσματα ή κώδικες που θα είχε ενδιαφέρον να αναπτυχθούν για να δείξουν την εφαρμοσιμότητα της παρουσιαζόμενης τεχνικής εκπαίδευσης. Στόχος είναι μελλοντικά να αναπτυχθούν κατάλληλοι αλγόριθμοι εκπαίδευσης με τη χρήση γενετικών αλγορίθμων για ΑΓΔ που να υποστηρίξουν και να βελτιώσουν τα μέχρι σήμερα αποτελέσματα.

Βιβλιογραφία

- [1] An introduction to genetic algorithms, Melanie Mitchel, The MIT press, 1998
- [2] Εισαγωγή στους Γενετικούς Αλγορίθμους. Ευστράτιος Γεωργόπουλος, Σπυρίδων Λυκοθανάσης, Πάτρα 1999
- [3] An overview of Genetic Algorithms, Sarika Bahl, ATC Web Page. <http://www.cogs.susx.ac.uk/lab/nlp/gazdar/teach/atc/1999/web/sarikab>
- [4] Artificial Intelligence in Industrial Decision Making, Control, Automation, S.Tzafestas, H Verbruggen, KLUWER Academic Publishers 1995.
- [5] Intelligent Optimisation Techniques D.T.Pham – D.Karaboga, Springer-Verlag London Limited 2000
- [6] Palisade Corporation Official web site www.palisade.com .
- [7] Scheduling – Theory, Algorithms and Systems, Michael Pinedo, Prentice Hall 1995.
- [8] Scheduling Theory & its Applications. Edited by P.Chretienne, E.G.Coffman Jr, J.K.Lensta, Z.Liu, John Willey & Sons, 1995 - Chapter 13 The Job Shop Scheduling Problem: A Concise Survey and Some Recent Developments, E. Pinson.
- [9] Traveling Salesman Problem using Genetic Algorithms, www.lalena.com/ai/tsp
- [10] www.uni-weimar.de/~henning3/download.html#benchmark_anker
- [11] Βελτιστοποίηση χρονοπρογραμματισμού παραγωγής με χρήση γενετικών αλγορίθμων, Διπλωματική Εργασία Α.Μ. Κελεμένης, Εθνικό Μετσόβιο Πολυτεχνείο 2003.

- [12] Δομές Δεδομένων, Ι. Μανωλόπουλος, ART of TEXT, Θεσσαλονίκη 1998.
- [13] Τεχνητή Νοημοσύνη, Βλαχάβας Ι, Κεφάλας Π, Βασιλειάδης Ν, Ρεφανίδης Ι, Κόκκορας Φ, Σακελαρίου Η, Θεσσαλονίκη 2002
- [14] Kosko B., Fuzzy Engineering, Prentice-Hall, New Jersey, 1997.
- [15] Kosko B., Neural Networks and Fuzzy Systems, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1992.
- [16] Groumpos, P. and Stylios, C. (2000). Modeling supervisory control systems using fuzzy cognitive maps. Chaos, Solitons and Fractals, 11: 329-336.
- [17] Pelaez C.E. and Bowles J.B., Using Fuzzy Cognitive Maps as a System Model for Failure Modes and Effects Analysis, Information Sciences, Vol. 88, 1996, pp. 177-199.
- [18] Craiger, J.P., Goodman, D.F., Weiss, R.J., & Butler, A., "Modeling organizational behavior with fuzzy cognitive maps", Journal of Computational Intelligence and Organizations, Vol. 1, pp. 120-123, 1996.
- [19] Karhunen J., and Joutsensalo J., Nonlinear Hebbian algorithm for sinusoidal frequency estimation, in: J. Aleksander and J.G. Taylor (Eds.), Artificial Neural Networks Vol. 2, (Amsterdam: North-Holland, 1992), 1099-1102.
- [20] Lee K.C., Kin J.S., Chung N.H., & Kwon S.J., "Fuzzy cognitive map approach to webmining inference amplification", Journal of Experts Systems with Applications, Vol. 22, pp. 197-211, 2002.
- [21] Georgopoulos, V.C., Malandraki, G.A., and Stylios, C.D.: "A fuzzy cognitive map approach to differential diagnosis of specific language impairment", Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 29, No. 3, pp. 261-278, November 2003.

- [22] Axelrod R., Structure of Decision, the cognitive maps of political elites, Princeton University Press, Princeton, New Jersey, 1976, pp. 404
- [23] Papageorgiou E.I., "A model for dose calculation in treatment planning using pencil beam kernels", Master Thesis in Medical Physics, University Medical School of Patras, June 2000.
- [24] Liu Z.Q., and Satur R., Contextual fuzzy cognitive map for decision support in geographic information systems, IEEE Transactions of Fuzzy Systems, 5, (1999), 495-507.
- [25] Xirogiannis G., Stefanou J., and Glykas M., "A fuzzy cognitive map approach to support urban design", Expert Systems with Applications, Vol. 26, No. 2, pp. 257-268, 2004.
- [26] Kang I.I., and Lee S., "Using fuzzy cognitive map for the relationship management in airline service", Expert systems with applications, (in press 2004).
- [27] Mateou, N.H. Zombanakis, G.A. and Andreou, A.S. (2003). Crisis Management and political decision making using fuzzy cognitive maps: The Cyprus Issue, Proc. 2003 Int. Conf. On Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce, Vienna, Austria, 12-14 February.
- [28] King, R-E., Ευφυής Έλεγχος, Εκδόσεις Τζιόλα, Θεσσαλονίκη 2004.
- [29] Koulouriotis D.E., Diakoulakis I.E., Emiris D.M., Learning Fuzzy Cognitive Maps using evolution strategies: A novel schema for modeling a simulating high-level behavior, Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Seoul, Korea, vol. 1, 2001, pp. 364-371.
- [30] Rechenberg, I., Evolution Strategy, In. J. Zurada, R. Marks II, and C. Robinson (eds.), Computational Intelligence: Imitating Life, Piscataway, NJ: IEEE Press, 1994.
- [31] Γεωργόπουλος, Λυκοθανάσης, Εισαγωγή στους γενετικούς αλγορίθμους, 1999

[32] Axelrod R, "Structure of Decision: the Cognitive Maps of Political Elites", Princeton University Press, New Jersey, 1976.

[33] J.Holland, (AnnArbor,MI):*Genetic Algorithms*,1962

