

ΜΙΑ ΕΞΕΛΙΚΤΙΚΗ ΠΡΟΣΕΓΓΙΣΗ ΣΤΗΝ ΕΚΠΑΙΔΕΥΣΗ ΡΟΜΠΟΤΙΚΩΝ ΕΛΕΓΚΤΩΝ

Η
ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΗ ΕΡΓΑΣΙΑ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΣΗΣ

Υποβάλλεται στην

ορισθείσα από την Γενική Συνέλευση Ειδικής Σύθεσης
του Τμήματος Πληροφορικής
Εξεταστική Επιτροπή

από τον
Μαδεμλή Ιωάννη

ως μέρος των Υποχρεώσεων
για τη λήψη
του

ΜΕΤΑΠΤΥΧΙΑΚΟΥ ΔΙΠΛΩΜΑΤΟΣ ΣΤΗΝ ΠΛΗΡΟΦΟΡΙΚΗ
ΜΕ ΕΞΕΙΔΙΚΕΥΣΗ ΣΤΙΣ ΤΕΧΝΟΛΟΓΙΕΣ - ΕΦΑΡΜΟΓΕΣ

Ιούνιος, 2010

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ

ΠΕΡΙΕΧΟΜΕΝΑ	II
ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ	III
ΠΕΡΙΛΗΨΗ	IV
EXTENDED ABSTRACT IN ENGLISH	V
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ	1
1.1. ΣΤΟΧΟΙ	1
1.2. ΕΡΓΑΛΕΙΑ ΤΗΣ ΤΕΧΝΗΤΗΣ ΝΟΗΜΟΣΥΝΗΣ	3
1.3. ΡΟΜΠΟΤΙΚΗ	9
1.4. ΤΕΧΝΗΤΗ ΖΩΗ	15
1.5. ΔΟΜΗ ΤΗΣ ΔΙΑΤΡΙΒΗΣ	19
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. ΠΡΟΗΓΟΥΜΕΝΗ ΕΡΕΥΝΑ	21
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. ΕΞΕΤΑΖΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΔΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ	29
3.1. ΥΠΟΛΟΓΙΣΤΙΚΟ ΜΟΝΤΕΛΟ	29
3.2. ΕΞΕΛΙΞΗ	35
3.3. ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ	39
3.4. ΕΠΙΠΡΟΣΘΕΤΟΣ ΜΗΧΑΝΙΣΜΟΣ ΜΑΘΗΣΗΣ	43
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. ΠΕΙΡΑΜΑΤΑ	46
ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ	55
ΑΝΑΦΟΡΕΣ	58
ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ	63

ΕΥΡΕΤΗΡΙΟ ΣΧΗΜΑΤΩΝ

Σχήμα	Σελ
Σχήμα 3.1 Η λειτουργία του νευρώνα	32
Σχήμα 3.2 Οι νευρωνικοί χάρτες και η συναπτική συνδεσιμότητα κάθε νευρώνα	33
Σχήμα 3.3 Εικόνα από τον προσομοιωτή	39
Σχήμα 4.1 Η πρώτη αρένα	47
Σχήμα 4.2 Η δεύτερη αρένα	50
Σχήμα 4.3 Καταλληλότητα ως προς τις γενιές με τυπικό γενετικό αλγ.	51
Σχήμα 4.4 Καταλληλότητα ως προς τις γενιές με τεχνητή ζωή	51
Σχήμα 4.5 Καταλληλότητα ως προς τον χρόνο	52
Σχήμα 4.6 Καταλληλότητα ως προς τον χρόνο με νευροδιαμόρφωση	54

ΠΕΡΙΛΗΨΗ

Μαδεμλής Ιωάννης του Βασιλείου και της Παρασκευής.
MSc, Τμήμα Πληροφορικής, Πανεπιστήμιο Ιωαννίνων, Ιούνιος, 2010.
Μία εξελικτική προσέγγιση στην εκπαίδευση ρομποτικών ελεγκτών.
Επιβλέπων: Αριστείδης Λύκας.

Στην εργασία αυτή διερευνάται μία εξελικτική μεθοδολογία εκπαίδευσης ρομποτικών ελεγκτών η οποία βασίζεται σε μεθόδους «τεχνητής ζωής» (artificial life). Ως υπολογιστικά μοντέλα για τον έλεγχο των ρομπότ χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα με βιολογικά εμπνευσμένους μηχανισμούς μάθησης τα οποία εξελίσσονται μέσω γενετικών αλγορίθμων. Η διαφοροποίηση στην παρούσα εργασία σε σχέση με τις τυπικές εξελικτικές μεθόδους είναι ότι αποφεύγεται η χρήση συνάρτησης καταλληλότητας ως κριτήριο εξέλιξης και οι νευρωνικοί ελεγκτές εξελίσσονται με τη μέθοδο της «τεχνητής ζωής», δηλαδή με κριτήριο την ικανότητα των ρομπότ να επιβιώνουν σε κάποιο τεχνητό «περιβάλλον». Η προσέγγιση αξιολογείται πειραματικά χρησιμοποιώντας διάφορους τύπους μηχανισμών μάθησης σε «περιβάλλοντα» που διαφοροποιούνται ως προς τη δυσκολία επιβίωσης.

EXTENDED ABSTRACT IN ENGLISH

Mademlis, Ioannis.

MSc, Computer Science Department, University of Ioannina, Greece. June, 2010.

Thesis Title: An Artificial Life Approach for the design of neural controllers for autonomous robots.

Thesis Supervisor: Aristidis Likas

In this thesis the evolutionary methodology of “artificial life” is studied and evaluated in the problem of building neural controllers for autonomous robots. The artificial life paradigm constitutes an alternative to the typical evolutionary framework. In the typical evolutionary methods the fitness function is explicitly defined and the controller is adjusted in order to maximize this fitness function. In the artificial life approach the feedback to the controller that is used for evolution comes from the ability of the robot to survive in an artificial environment. The difficulty is to appropriately define an artificial training environment constructed in such a way that the robot will acquire the skills we desire. On the other hand, from such training it is expected that better generalization will emerge, in the sense that the robot may acquire additional skills that were not included in the list of our training objectives.

This thesis provides at first a survey and a qualitative discussion on evolutionary methods and artificial life and then focuses on the problem building robotic neurocontrollers using evolutionary methods (evolutionary robotics). The neural models that are evolved were selected to have biological support, ie. they were inspired by biological models and exhibit biological plausibility. Several learning rules are considered and experiments were performed on the problem of robot navigation and survival in a hostile environment containing obstacles. The artificial life methodology is compared to the typical evolutionary approach where an explicit

fitness function is formulated for the problem. The comparative experimental results are presented and are also qualitatively analyzed to demonstrate the advantages and weaknesses of the artificial life methodology.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 1. ΕΙΣΑΓΩΓΗ

- 1.1 Στόχοι
- 1.2 Εργαλεία της Τεχνητής Νοημοσύνης
- 1.3 Ρομποτική
- 1.4 Τεχνητή Ζωή
- 1.5 Δομή της Διατριβής

1.1. Στόχοι

Η τεχνολογία κατασκευής ρομπότ είναι μία πραγματικότητα εδώ και δεκαετίες. Για την υλοποίηση του λογισμικού ελέγχου των ρομπότ συνήθως αξιοποιούνται αφηρημένες αναπαραστάσεις της ανθρώπινης γνώσης και αντίληψης περί κάποιου προκαθορισμένου προς επίλυση προβλήματος, οι οποίες τίθενται σε αλγοριθμική μορφή και καθοδηγούν έτσι τους υπολογισμούς σε πραγματικό χρόνο. Η πρακτική αυτή έχει αποδειχθεί επαρκής για βιομηχανικά ρομπότ τα οποία λειτουργούν σε ένα περιορισμένο περιβάλλον με αυστηρούς κανόνες.

Με την ανάπτυξη αυτόνομων κινητών ρομπότ, ικανών για πλοήγηση στο αδόμητο και απρόβλεπτο φυσικό περιβάλλον, νέες μέθοδοι κατασκευής ρομποτικών ελεγκτών έπρεπε να αναζητηθούν. Πλέον ήταν απαραίτητη εκ μέρους του ρομπότ η κατάλληλη *ερμηνεία* των ακατέργαστων αισθητηριακών δεδομένων, σε πραγματικό χρόνο και με ορθή εκτίμηση άγνωστων παραγόντων. Οι παραδοσιακές πρακτικές της μαθηματικής λογικής και της συμβολικής τεχνητής νοημοσύνης έμοιαζαν αδύναμες να παράσχουν αυτές τις προηγμένες κιναισθητικές δυνατότητες, αφού ήταν αναγκαία πια η ανάπτυξη ρομποτικών ελεγκτών με πραγματικές γνωστικές ικανότητες και δυναμικό σχεδιασμό ενεργειών.

Μία προσέγγιση που ακολουθήθηκε για την επίλυση των εν λόγω προβλημάτων ήταν η έμπνευση από τις διεργασίες του φυσικού κόσμου. Οι βιολογικοί οργανισμοί, οι μόνιμοι επιτυχημένοι κιναισθητικοί μηχανισμοί υψηλών γνωστικών ικανοτήτων, αποτελούν πρότυπα προς κατανόηση και αναπαραγωγή. Έτσι ο εγκέφαλος των θηλαστικών λειτουργεί ως μοντέλο για την κατασκευή προηγμένων ρομποτικών ελεγκτών. Πλέον οι νευροεπιστήμες και ορισμένοι σύγχρονοι κλάδοι της ρομποτικής αλληλεπιδρούν και ανταλλάσσουν μεταξύ τους ερευνητικά αποτελέσματα. Οι κύριες επιρροές των νευροεπιστημών στην κατασκευή αυτόνομων ρομπότ είναι δύο: η περιγραφή του εγκεφάλου ως ενός γιγάντιου δικτύου νευρώνων, οι οποίοι λειτουργούν ως πολύ απλές μονάδες μαζικά παράλληλου υπολογισμού, και η περιγραφή του ως ενός συνόλου αλληλεπιδρώντων, αυτοτελών τμημάτων. Από την άλλη η ρομποτική παρέχει πειραματικά μέσα για τον ακριβή έλεγχο, σε πραγματικές συνθήκες, υπολογιστικών μοντέλων της λειτουργίας του εγκεφάλου. Είναι εμφανές ότι σήμερα διαφαίνεται μία σύγκλιση μεταξύ υπολογιστικής νοημοσύνης (π.χ. τεχνητά νευρωνικά δίκτυα), υπολογιστικής νευροεπιστήμης και σύγχρονης ρομποτικής, τριών ετερογενών επιστημονικών τομέων.

Μία άλλη παρεμφερής και πολύ σημαντική πηγή έμπνευσης υπήρξε η δαρβίνεια εξέλιξη, ένας πιθανοκρατικός βιολογικός μηχανισμός *προσαρμογής* ο οποίος, με την πάροδο του χρόνου, τείνει να μεγιστοποιήσει τη συμβατότητα των μελών ενός βιολογικού είδους με το περιβάλλον τους. Εδώ και δεκαετίες μία αφηρημένη αλγοριθμική αναπαράσταση του μηχανισμού της εξέλιξης – ο «εξελικτικός υπολογισμός» – χρησιμοποιείται ως γενικής χρήσης εργαλείο βελτιστοποίησης παραμέτρων σε ποικιλία πρακτικών προβλημάτων. Έτσι δεν άργησε να χρησιμοποιηθεί και ως μηχανισμός παραμετρικής προσαρμογής των, επίσης βιολογικής έμπνευσης, υπολογιστικών μοντέλων που αποτελούν τη βάση ορισμένων σύγχρονων ρομποτικών ελεγκτών (συνήθως τεχνητών νευρωνικών δικτύων).

Όμως ο εξελικτικός υπολογισμός / γενετικός αλγόριθμος χαρακτηρίζεται απολύτως από την ποιότητα της *συνάρτησης καταλληλότητάς* του, ενός αριθμητικού μέτρου που ορίζουμε εμείς και προσδιορίζει το πρόβλημα το οποίο ζητούμε να επιλύει ο ελεγκτής. Επομένως η συνάρτηση καταλληλότητας αποτελεί κατ' ουσίαν τη γνώση μας για το πεδίο του προς επίλυση προβλήματος και άρα, παρά τον στοχαστικό

χαρακτήρα της εξέλιξης, μας οδηγεί σε σημαντικούς περιορισμούς: το τελικό προϊόν της εξέλιξης, ο βελτιστοποιημένος ρομποτικός ελεγκτής, εξαρτάται πλήρως από την ανθρώπινη αντίληψη για το συγκεκριμένο πρόβλημα.

Στόχος της εργασίας αυτής είναι η διερεύνηση μίας μεθοδολογίας στοχαστικής κατασκευής ρομποτικών ελεγκτών η οποία αποσκοπεί στην αυτόνομη επίλυση πολλαπλών προβλημάτων χωρίς ανάλογο εκ των προτέρων σχεδιασμό. Ταυτόχρονα εξετάζονται οι παράμετροι μίας πιθανής υλοποίησης προς αυτόν τον σκοπό. Κατ' αρχήν χρησιμοποιούνται νευρωνικά δίκτυα με κάποια βιολογική πιστότητα ως κύρια υπολογιστικά μοντέλα για τον έλεγχο των ρομπότ, ενώ τα χαρακτηριστικά τους εξελίσσονται μέσω γενετικών αλγορίθμων. Ωστόσο αποφεύγεται η χρήση κάποιας επακριβώς ορισμένης συνάρτησης καταλληλότητας και οι νευρωνικοί ελεγκτές εξελίσσονται με κριτήριο την ικανότητα των ρομπότ που καθοδηγούν να επιβιώνουν σε κάποιο τεχνητό «οικοσύστημα» / «περιβάλλον».

Η προσέγγιση αυτή στηρίζεται σε μία σύνθεση των επιστημονικών πεδίων της «εξελικτικής ρομποτικής» και της «τεχνητής ζωής», ενώ το ζητούμενο είναι μακροπρόθεσμα να παράσχει την ικανότητα της *γενίκευσης*: σε ένα πολύπλοκο περιβάλλον πολυσύνθετες και ευέλικτες συμπεριφορές να αναδύονται από ένα μικρό σύνολο προτάσεων που περιγράφουν το εικονικό περιβάλλον, αντί για μία επακριβώς ορισμένη συνάρτηση καταλληλότητας. Στο πλαίσιο της εργασίας αξιολογούνται και ορισμένοι βιολογικά εμπνευσμένοι μηχανισμοί μάθησης για νευρωνικά δίκτυα.

1.2. Εργαλεία της Τεχνητής Νοημοσύνης

Η ρομποτική από τη δεκαετία του 1960 κι έπειτα αξιοποίησε εργαλεία της τεχνητής νοημοσύνης για να προσδώσει στα ρομπότ ικανότητες αφηρημένου συλλογισμού, σχεδιασμού ενεργειών και αντίληψης του περιβάλλοντος. Με τη βοήθεια συμβολικών αλγορίθμων υψηλού επιπέδου, οι ερευνητές κατόρθωσαν να κατασκευάσουν υπολογιστικά συστήματα υλικού και λογισμικού τα οποία αλληλεπιδρούσαν με τον κόσμο, επιτελώντας εργασίες που θεωρούνταν ως τότε ενδεικτικές της ύπαρξης νοημοσύνης.

Ωστόσο οι αρχικές προσδοκίες για ευφυείς, αυτόνομες μηχανές δεν ικανοποιήθηκαν αφού κάθε «νοήμον πρόγραμμα» είχε πολύ περιορισμένο πεδίο εφαρμογών και οι δυνατότητές του εξαρτιόνταν πλήρως από το σχεδιασμό του. Επιπρόσθετα αποδείχθηκε αποτυχημένη η προσπάθεια, μετά το 1970, να κωδικοποιηθούν συμβολικά οι υποθέσεις που κρύβονται πίσω από ένα σύνολο προτάσεων για τον εξωτερικό κόσμο, υποθέσεις τις οποίες οι άνθρωποι λαμβάνουν υπόρρητα ως δεδομένες χωρίς καν να το συνειδητοποιούν. Ο στόχος αυτής της κωδικοποίησης, ο οποίος δεν επετεύχθη, ήταν τα συστήματα συμβολικής τεχνητής νοημοσύνης να αποκτήσουν «κοινή λογική» και να διευρυνθεί έτσι το πεδίο εφαρμογής τους.

Έτσι το έδαφος ήταν κατάλληλο για μία θεμελιώδη αλλαγή κατά τη δεκαετία του 1980. Η αλλαγή αυτή βασίστηκε σε μία τελείως διαφορετική προσέγγιση η οποία είχε αρχίσει να αναπτύσσεται ήδη από τις αρχές της δεκαετίας του '50: την προσέγγιση του *νευρωνικού συνδετισμού*, όπου οι υπολογισμοί εκτελούνται όχι από αλγορίθμους υψηλού επιπέδου και τυπικό χειρισμό καλώς ορισμένων διακριτών συμβόλων, αλλά από εξαιρετικά απλές μονάδες οι οποίες εκτελούν όλες την ίδια λιτή αριθμητική επεξεργασία και διασυνδέονται μαζικά μεταξύ τους. Η αρχική έμπνευση πίσω από αυτά τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα αναγόταν στη λειτουργία των φυσικών εγκεφαλικών νευρώνων, όπως είχε μοντελοποιηθεί μαθηματικά ήδη από τη δεκαετία του 1940.

Στα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα οι λειτουργίες πραγματοποιούνται συλλογικά και παράλληλα από τις επιμέρους μονάδες. Ένα κατάλληλα διαμορφωμένο νευρωνικό δίκτυο είναι σε θέση να υλοποιήσει μία αυθαίρετη, μη γραμμική και πολυδιάστατη απεικόνιση εισόδων σε εξόδους. Η μεταβλητότητα των συνδέσεων μεταξύ των νευρώνων («πλαστικότητα») προσδίδει στα δίκτυα ευελιξία και ικανότητες *μάθησης*, έτσι ώστε σταδιακά να βελτιώνουν τη συμπεριφορά τους σε κάποιο πρόβλημα. Μετά από μία περίοδο μάθησης, ένα νευρωνικό δίκτυο είναι ικανό να απεικονίζει ορθά εισόδους σε εξόδους, ακόμα και αν οι εισοδοί περιέχουν θόρυβο.

Μια άλλη, παράλληλη εξέλιξη ήταν εμφάνιση του εξελικτικού υπολογισμού, ο οποίος αποδείχθηκε ιδιαίτερος αποδοτικός σε προβλήματα βελτιστοποίησης συναρτήσεων. Βασίζεται στην ιδέα της σταδιακής ανάπτυξης, με μια επαναληπτική διαδικασία,

πιθανών λύσεων για ένα πρόβλημα μέσω πολλαπλών παράλληλων αναζητήσεων στο χώρο των λύσεων. Η διαφορά από άλλες μεθόδους βελτιστοποίησης είναι ότι οι υποψήφιες λύσεις αλληλεπιδρούν και αλληλοεπηρεάζονται ώσπου να τερματίσει η διαδικασία. Όταν αυτή η αλληλεπίδραση συμβαίνει με βάση τις αρχές της βιολογικής εξέλιξης των ειδών τότε μιλάμε για εξελικτικούς αλγορίθμους. Στον τομέα της βέλτιστης επίλυσης προβλημάτων συνήθως χρησιμοποιούνται οι γενετικοί αλγόριθμοι, μία υποκατηγορία εξελικτικών αλγορίθμων η οποία μοιάζει με την αναρρίχηση λόφων αλλά δεν παγιδεύεται εύκολα σε τοπικά βέλτιστες λύσεις.

Στους γενετικούς αλγορίθμους αρχικά παράγεται ένα σύνολο N υποψηφίων λύσεων για το εκάστοτε πρόβλημα (πληθυσμός P^n), το οποίο επιλέγεται τυχαία και επομένως τα περισσότερα μέλη του είναι άκυρα ή μη βέλιστα ως λύσεις. Αυτοί οι υποψήφιοι αξιολογούνται με μία (συνήθως ευρετική) πραγματική συνάρτηση διακριτών μεταβλητών, τη συνάρτηση καταλληλότητας, η οποία επιχειρεί να βαθμολογήσει κάθε μέλος ανάλογα με το πόσο κοντά βρίσκεται σε κάποια ιδανική λύση. Ακολουθώντας από τον αρχικό πληθυσμό σχηματίζονται $N/2$ ζεύγη υποψηφίων («γονέων»), δίνοντας μεγαλύτερη προτεραιότητα στις πιο θετικά αξιολογημένες λύσεις, όπου κάθε υποψήφιος μπορεί να συμμετέχει σε περισσότερα από ένα ζεύγη. Τα μέλη κάθε ζεύγους συνδυάζονται με διασταύρωση μεταξύ τους και το αποτέλεσμα είναι δύο νέες υποψήφιες λύσεις («απόγονοι»). Ο νέος πληθυσμός P^{n+1} αποτελείται από το σύνολο αυτών των απογόνων (πλήρης ανανέωση). Εναλλακτικά οι απόγονοι μπορούν να συνυπάρχουν με μέλη του αμέσως προηγούμενου πληθυσμού n (μερική ανανέωση), σε κάθε περίπτωση όμως ο αριθμός των μελών N παραμένει σταθερός σε κάθε «γενιά».

Το ποσοστό των υποψηφίων που αντικαθίσταται από απογόνους ονομάζεται «χάσμα γενεών» και στην πλήρη ανανέωση είναι 100%, ενώ στη μερική ανανέωση η πιθανότητα αντικατάστασης μίας λύσης της γενιάς n από απόγονο της γενιάς $n+1$ είναι αντιστρόφως ανάλογη της καταλληλότητας της. Η διαδικασία αυτή επαναλαμβάνεται μέχρι να ικανοποιηθεί κάποιο κριτήριο τερματισμού, δηλαδή συνήθως να βρεθεί μία λύση που αξιολογείται ως βέλτιστη από τη συνάρτηση καταλληλότητας ή ο μέσος όρος των λύσεων του τρέχοντος πληθυσμού να τείνει να συγκλίνει σε μία (ή μικρές παραλλαγές μίας). Αυτή η μεθοδολογία επιχειρεί να

μιμηθεί τη βιολογική ιδέα της γενετικής διαφοροποίησης και της φυσικής επιλογής αλλά ουσιαστικά η φυσική επιλογή αντικαθίσταται από μία τεχνητή επιλογή η οποία γίνεται μέσω της συνάρτησης καταλληλότητας. Η τελευταία αποτελεί και το κύριο κριτήριο για την αποδοτική λειτουργία της μεθόδου.

Στους γενετικούς αλγορίθμους στις περισσότερες περιπτώσεις κάθε υποψήφια λύση αναπαρίσταται ως μία συμβολοσειρά (π.χ. δυαδική). Αν για παράδειγμα μία λύση αποτελείται από ένα σύνολο υποψήφιων τιμών για κάποιες μεταβλητές, τότε μπορεί να αναπαρασταθεί από την ακολουθία των δυαδικών εκφράσεων αυτών των τιμών. Κάθε τέτοια ακολουθία, ουσιαστικά δηλαδή κάθε υποψήφια λύση, καλείται χρωμόσωμα. Η συνάρτηση καταλληλότητας, ιδανικά μία συνάρτηση χωρίς πολλά τοπικά μέγιστα ή ένα απομονωμένο ολικό μέγιστο, πρέπει να αντικατοπτρίζει την αντικειμενική αξία κάθε λύσης.

Η επιλογή γονέων για τη δημιουργία $N/2$ ζευγών σε κάθε επανάληψη του αλγορίθμου γίνεται με αντιγραφή τους σε μία «δεξαμενή ζευγαρώματος», η οποία έχει μέγεθος μικρότερο (σε περίπτωση μερικής ανανέωσης) ή ίσο (σε περίπτωση πλήρους ανανέωσης) του αρχικού πληθυσμού, με πιθανότητα επιλογής ανάλογη της καταλληλότητας τους. Ένας αλγόριθμος για να επιτευχθεί αυτό, θεωρώντας πως ο τρέχων πληθυσμός είναι αποθηκευμένος σε μία συνδεδεμένη λίστα n , είναι η επιλογή ρουλέτας (ψευδοκώδικας 1.1):

Ψευδοκώδικας 1.1

```

1:  Εύρεση αθροίσματος S των τιμών αξιολόγησης όλων των υποψηφίων
    του πληθυσμού n
2:  C = Κεφαλή(n); K = 0; Κεφαλή(n+1) = NULL;
3:  Επιλογή ενός τυχαίου αριθμού v στο διάστημα [0,S]
4:  Όσο (C != NULL)
5:  {      K = K + Καταλληλότητα(C);
6:          Αν K ≥ v τότε
7:          {      insert(C,n+1);
8:                  Αν μήκος(n+1) < N τότε goto 2 αλλιώς return n+1;
9:          }
10:         C = C → next;
11:  }

```

Η κεντρική ιδέα που αξιοποιείται από τον παραπάνω αλγόριθμο είναι ότι οι υποψήφιοι με μεγάλη καταλληλότητα έχουν μεγαλύτερη πιθανότητα να αυξήσουν την τιμή του K πάνω από το κατώφλι v και επομένως να επιλεγούν. Επιπλέον κάποια λύση μπορεί να επιλεγεί πολλές φορές. Μία εναλλακτική προσέγγιση είναι η επιλογή αναλογικής καταλληλότητας, όπου η πιθανότητα επιλογής ενός χρωμοσώματος είναι ευθέως ανάλογη της καταλληλότητας του και αντιστρόφως ανάλογη του αθροίσματος των τιμών καταλληλότητας όλων των άλλων υποψηφίων. Μία τρίτη μέθοδος είναι η επιλογή τουρνουά (tournament selection), όπου τα πιο κατάλληλα χρωμοσώματα επιλέγονται με πιθανότητα p και τα λιγότερο κατάλληλα με πιθανότητα $1-p$, έτσι ώστε να υπάρχει μεγαλύτερη ποικιλία στη δεξαμενή ζευγαρώματος. Σε κάθε περίπτωση, αφού σχηματιστεί η δεξαμενή τα μέλη της ζευγαρώνουν ανά δύο με τυχαίο τρόπο και αναπαράγονται. Η αναπαραγωγή, η παρασκευή απογόνων, βασίζεται σε δύο διαδικασίες («τελεστές») βιολογικής έμπνευσης: τη διασταύρωση και τη μετάλλαξη.

Η διασταύρωση είναι ένας τελεστής ο οποίος εφαρμόζεται σε δύο χρωμοσώματα και παράγει δύο απογόνους τους. Με τη διασταύρωση αντιγράφονται επιλεγμένα σύμβολα (έστω bit αν η αναπαράσταση των λύσεων είναι δυαδική) από κάθε γονέα με τρόπο ώστε το i -οστό bit του απογόνου να είναι το i -οστό bit ενός εκ των γονέων. Το ποιος γονέας συνεισφέρει κάθε bit αποφασίζεται με τη βοήθεια της μάσκας διασταύρωσης, μίας δυαδικής ακολουθίας η οποία έχει τόσα bit όσα έχουν και τα χρωμοσώματα. Προκειμένου να παραχθεί ο πρώτος απόγονος, κάθε bit που στη μάσκα είναι ένα λαμβάνεται από τον πρώτο γονέα και κάθε bit που στη μάσκα είναι μηδενικό λαμβάνεται από τον δεύτερο γονέα. Για την κατασκευή του δεύτερου απογόνου συμβαίνει το αντίστροφο, έτσι ώστε ο ένας απόγονος να λαμβάνει τα bit τα οποία δεν χρησιμοποιούνται στον άλλον. Οι πιο συνηθισμένοι τελεστές διασταύρωσης είναι η διασταύρωση ενός σημείου, όπου όλες οι μονάδες της μάσκας τοποθετούνται συνεχόμενα ως πρόθεμά της και το πλήθος τους είναι κάθε φορά τυχαίο, η διασταύρωση δύο σημείων, όπου όλες οι μονάδες της μάσκας διασταύρωσης τοποθετούνται συνεχόμενα στο μέσον της και το πλήθος τους επίσης είναι κάθε φορά τυχαίο, και η ομοιόμορφη διασταύρωση, όπου οι μονάδες και τα μηδενικά είναι διάσπαρτα στη μάσκα διασταύρωσης με ομοιόμορφα τυχαίο τρόπο (δηλαδή η μάσκα διασταύρωσης είναι μία τυχαία ακολουθία bit). Μετά την εφαρμογή κάποιου τελεστή διασταύρωσης και την παραγωγή όλων των απογόνων, επιλέγεται τυχαία ένα προκαθορισμένο ποσοστό χρωμοσωμάτων του νέου πληθυσμού και αλλοιώνεται με τυχαίο τρόπο κάποιο bit του καθενός από αυτούς τους υποψηφίους (τελεστής μετάλλαξης ενός σημείου). Συνολικά η διασταύρωση είναι η σπουδαιότερη μέθοδος, ενώ η μετάλλαξη εξασφαλίζει ότι όλα τα σημεία του χώρου αναζήτησης έχουν έστω και ελάχιστη πιθανότητα επίσκεψης από τον αλγόριθμο.

Η αποδοτικότητα ενός γενετικού αλγορίθμου μπορεί να επηρεαστεί από δύο αντιδιαμετρικά προβλήματα: την πρόωρη σύγκλιση, όπου ο πληθυσμός πολύ γρήγορα συγκλίνει σε μία τοπικά βέλτιστη λύση αντί να βρει την ολικά βέλτιστη, και την αργή σύγκλιση, όπου μετά από μεγάλο πλήθος επαναλήψεων ο αλγόριθμος εξακολουθεί να μη συγκλίνει σε κάποια λύση. Η πρόωρη σύγκλιση εμφανίζεται όταν η συνάρτηση καταλληλότητας μεταβάλλεται έντονα και έχει απότομα τοπικά μέγιστα, ενώ όταν συμβαίνει ο αλγόριθμος μπορεί να διαφύγει από το τοπικό μέγιστο όπου παγιδεύτηκε μόνο με μία επιτυχημένη μετάλλαξη (γεγονός σπάνιο και τυχαίο). Για την

αντιμετώπιση του φαινομένου είτε επιλέγεται διαφορετική συνάρτηση καταλληλότητας, πιο ομαλή, είτε τίθεται ένα όριο για το πόσες φορές μπορεί να επιλεγθεί ένα χρωμόσωμα για αναπαραγωγή στον ίδιο κύκλο ανανέωσης. Η αργή σύγκλιση, η οποία εμφανίζεται όταν η συνάρτηση καταλληλότητας είναι υπερβολικά ομαλή, αντιμετωπίζεται επίσης με αντικατάσταση της συνάρτησης με κάποια που να παρουσιάζει περισσότερες διακυμάνσεις.

1.3. Ρομποτική

Εκ φύσεως τα προϊόντα της ρομποτικής αποτελούν μία σύνθεση υλικού (*ρομπότ*) και λογισμικού (*ελεγκτής*), η οποία αλληλεπιδρά άμεσα με τον φυσικό κόσμο. Ο ελεγκτής διατηρεί αποθηκευμένο ένα μοντέλο απεικονίσεων μεταξύ αισθητηριακών εισόδων και κινηματικών ενεργειών, ενώ το ρομπότ δρα με βάση τις εν λόγω απεικονίσεις αξιοποιώντας αισθητήρες και κινηματικούς μηχανισμούς. Η παραδοσιακή ρομποτική ακολουθεί μία αναλυτική μεθοδολογία, όπου πρώτα προσδιορίζονται οι απαιτήσεις του προβλήματος που επιλύεται από το ρομπότ και στη συνέχεια αναπτύσσονται αλγόριθμοι υψηλού επιπέδου για την αντιμετώπισή τους. Αρχικώς η επιστήμη αυτή βασίστηκε στα συμπεράσματα της θεωρίας ελέγχου· στόχος κατά τη δεκαετία του 1960 ήταν η ακριβής εκτέλεση λεπτών χειρισμών με δυνατότητα αναδραστικής αυτορρύθμισης [13] [18].

Ωστόσο σταδιακά φάνηκε ότι η *αυτονομία* των ρομπότ, η ενσωμάτωση σε αυτά εκλεπτυσμένων μηχανισμών σχεδιασμού ενεργειών οι οποίοι δεν απαιτούν ανθρώπινη επέμβαση, απαιτούσε πιο προηγμένες μεθόδους. Έτσι άρχισαν να εφαρμόζονται σε τυπικά προβλήματα ρομποτικής πρακτικές της συμβολικής τεχνητής νοημοσύνης οι οποίες αφορούσαν αναπαράσταση γνώσης, συλλογιστικές και σχεδιασμό ενεργειών. Οι εν λόγω πρακτικές βασίζονταν σε υπολογιστικά απαιτητικά προγράμματα ενσωματωμένα στα ρομπότ, τα οποία χρησιμοποιούσαν συστήματα λογικών κανόνων με καθορισμένα από τον προγραμματιστή δεδομένα / αξιώματα και μεθόδους τυπικού χειρισμού συμβόλων επί αυτών των δεδομένων, σε συνάρτηση με τις εκάστοτε αισθητηριακές εισόδους. Επομένως τα ρομπότ της δεκαετίας του '70 διέθεταν πλέον εκ των προτέρων προγραμματισμένη γνώση για το περιβάλλον τους και δρούσαν με βάση αυτή.

Η παραπάνω φάση εξέλιξης της ρομποτικής, αξιοποιώντας αποτελέσματα της τεχνητής νοημοσύνης, είχε ως αποτέλεσμα την παραγωγή πιο προηγμένων ρομπότ με μεγαλύτερη αυτονομία αλλά συνέχιζε να εμφανίζει ένα σοβαρό μειονέκτημα: η γνώση καθοριζόταν αποκλειστικά από τους κατασκευαστές και τα ρομπότ δεν μπορούσαν να εξαγάγουν μόνα τους πληροφοριακά μοτίβα από το περιβάλλον· επομένως αδυνατούσαν να προσαρμοστούν σε αυτό. Επιπλέον η συμπεριφορά τους καθοριζόταν απόλυτα από την έμφυτη γνώση τους, τους κανόνες και τον προγραμματισμό τους, οπότε η αυτονομία τους ήταν περιορισμένη. Για να ξεπεραστεί αυτός ο σκόπελος δοκιμάστηκαν στατιστικές μέθοδοι αυτοματοποιημένης εξαγωγής γνώσης από το περιβάλλον και αυτόνομης λήψης αποφάσεων. Ωστόσο ξανά ο ανθρώπινος παράγοντας ήταν περιοριστικός αφού προσδιόριζε επακριβώς τον μηχανισμό και τον στόχο της μάθησης. Η προσαρμοστικότητα, η ευελιξία και η αυτονομία των ρομπότ, αν και σαφώς αυξημένες, συνέχιζαν να είναι περιορισμένες. Τα ρομπότ που παράγονταν εξακολουθούσαν να είναι κατάλληλα μόνο για πολύ συγκεκριμένους σκοπούς, γιατί ο ίδιος ο μηχανισμός μάθησης υψηλού επιπέδου ήταν προσαρμοσμένος σε πολύ στενό εύρος εφαρμογών.

Η μεγάλη αλλαγή στο πεδίο έγινε περί τα μέσα της δεκαετίας του 1980, όταν εμφανίστηκε μία ισχυρή τάση στην τεχνητή νοημοσύνη η οποία θεωρούσε την πραγματική ευφυΐα ως άρρηκτα συνδεδεμένη με την *ενσάρκωση* (embodiment), δηλαδή τη φυσική αλληλεπίδραση και την αλληλεξάρτηση με το υλικό περιβάλλον. Οι οπαδοί αυτής της αντίληψης πίστευαν ότι αισθητηριακές και κινηματικές ικανότητες στον φυσικό κόσμο, όπως αυτές που παρείχαν τα ρομπότ, ήταν απαραίτητες για την εμφάνιση νοημών μηχανών (άποψη που παλαιότερα είχε διατυπωθεί εικονολογικά και από τον Alan Turing). Το παράδειγμα αυτό υπονοούσε ότι η πρόσληψη παραστάσεων από τον έξω κόσμο και η υποκειμενική απόδοση νοήματος σε αυτές, ανάλογα με τις εκάστοτε ανάγκες, είναι ο κύριος παράγοντας που διαμορφώνει ουσιαστικά τις γνωστικές ικανότητες. Την ίδια στιγμή η υπολογιστική νοημοσύνη, αξιοποιώντας αριθμητικές μεθόδους και βιολογικά υποδείγματα, αύξανε την επιρροή της στον χώρο με νέα εργαλεία όπως οι εξελικτικοί αλγόριθμοι και τα τεχνητά νευρωνικά δίκτυα.

Καθ' όλη τη δεκαετία του '80 ο χώρος της κυβερνητικής, ευρισκόμενος υπό την επήρεια της *θεωρίας πολύπλοκων συστημάτων*, μεταλλασόταν μέσω της αντίληψης ότι η ζωή και η ευφυΐα είναι φαινόμενα αυθόρμητης εμφάνισης επιπέδων υψηλότερης πολυπλοκότητας χάρη στην αλληλεπίδραση λιγότερο πολύπλοκων φυσικών συστημάτων, μέσω μίας καθολικής εξελικτικής διεργασίας βασισμένης στους μηχανισμούς της *διαφοροποίησης* και της *φυσικής επιλογής*. Επομένως, για τους υποστηρικτές αυτής της αντίληψης, η παρατηρούμενη οργάνωση του κόσμου προέκυψε ιστορικά από μία αλληλουχία μεταβάσεων προς καταστάσεις υψηλότερης πολυπλοκότητας. Κεντρικοί στυλοβάτες αυτής της κοσμοθεωρίας υπήρξαν: α) η παρατήρηση ότι οι μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις μεταξύ πολλαπλών δομικών στοιχείων ενός συστήματος παράγουν περίπλοκες, *αναδυόμενες* ιδιότητες και λειτουργίες, οι οποίες χαρακτηρίζουν το ολικό σύστημα χωρίς να μπορούν να αναχθούν ρητά σε κάποιο χαμηλότερης πολυπλοκότητας δομικό στοιχείο (*ολισμός*) και β) η άποψη πως ένα τέτοιο σύστημα, κατάλληλα κατασκευασμένο από τη φυσική επιλογή, είναι ικανό να παραγάγει αυθόρμητα πληροφορία η οποία να περιγράφει τον εαυτό του, πληροφορία εκφραζόμενη συνήθως ως μοριακή ή κυτταρική διάταξη, «εκμεταλλεζόμενο» ακούσια τους νόμους της φύσης (αυτοοργάνωση).

Σε αυτό το πλαίσιο, οι *συμπεριφορές* ενός συστήματος ορίζονται ως παρατηρήσιμες κανονικότητες στην αλληλεπίδραση των χαρακτηριστικών και των λειτουργιών του συστήματος με τα χαρακτηριστικά και τις λειτουργίες του περιβάλλοντος. Μία συμπεριφορά ονομάζεται *ευφυής* αν μεγιστοποιεί την πιθανότητα επιβίωσης του συστήματος στο περιβάλλον του, ενώ ένα ευφύες σύστημα ονομάζεται *πράκτορας*. Ένας πράκτορας καλείται *προσαρμοστικός* αν τροποποιεί τη συμπεριφορά του έτσι ώστε να συνεχίσει να μεγιστοποιεί τις πιθανότητες επιβίωσής του σε μεταβαλλόμενες περιβαλλοντικές συνθήκες. Μία συμπεριφορά κάποιου συστήματος λέγεται *αναδυόμενη* αν μπορεί να οριστεί μόνο μέσω ιδιοτήτων οι οποίες δεν είναι απαραίτητες για την περιγραφή των –μικρότερης πολυπλοκότητας– δομικών μονάδων του συστήματος. Τα συστήματα κάθε επιπέδου της αλληλουχίας των συστημικών μεταβάσεων μεγιστοποιούν την πιθανότητα επιβίωσής τους προσαρμόζοντας τη συμπεριφορά τους ώστε να προσεγγίζει το βέλτιστο. Σε κάθε επίπεδο εμφανίζεται ανταγωνισμός αλλά και συνεργασία μεταξύ των ποικίλων συστημάτων του επιπέδου.

Με τη σύντηξη όλων αυτών των τάσεων περί τα μέσα της δεκαετίας του 1980, εμφανίστηκαν μηχανές *συμπεριφορικής τεχνητής νοημοσύνης* οι οποίες λειτουργούσαν ως πολύπλοκα συστήματα αλληλεπιδρώντων ημιαυτόνομων μονάδων και εμφάνιζαν αναδυόμενες συμπεριφορές, με τη νοημοσύνη του εκάστοτε συστήματος να συντίθεται σταδιακά από τη διαδοχική αυτοοργάνωση απλούστερων συστατικών. Πλέον η περιγραφή της ευφυΐας γινόταν με τη βοήθεια στοιχειωδών εννοιών της κυβερνητικής και της βιολογίας, όπως η *προσαρμοστικότητα*, ο *ανταγωνισμός*, η *συνεργασία*, η *ενίσχυση* και η *επιβίωση*, αντί για τις συνηθισμένες, υψηλού επιπέδου υπολογιστικές δομές και τις αναλυτικές μεθοδολογίες της παραδοσιακής, προσανατολισμένης στη γνώση τεχνητής νοημοσύνης.

Η ρομποτική γρήγορα επηρεάστηκε από αυτές τις εξελίξεις και προσαρμόστηκε σε αυτές, προκειμένου να προωθήσει τον στόχο της υψηλότερης αυτονομίας και ευελιξίας. Έτσι εμφανίστηκε το συνθετικό κατασκευαστικό παράδειγμα της *συμπεριφορικής ρομποτικής* (behavior-based robotics), ευρισκόμενο στον αντίποδα της παραδοσιακής αναλυτικής ρομποτικής, το οποίο βασίστηκε στη συμπεριφορική τεχνητή νοημοσύνη λαμβάνοντας υπόψη και το αίτημα της ενσάρκωσης: εδώ, επαναλαμβανόμενα μοτίβα ενεργειών (οι συμπεριφορές) αναδύονται αυθόρμητα από την αλληλεπίδραση του περιβάλλοντος με έναν ρομποτικό πράκτορα, ο οποίος κατέχει ελάχιστη προϋπάρχουσα κωδικοποιημένη γνώση. Κάθε συμπεριφορά υλοποιείται μέσω της από κοινού λειτουργίας ορισμένων απλών μηχανισμών χαμηλού επιπέδου οι οποίοι εξαρτώνται άμεσα από τα θεμελιώδη συστατικά του ρομποτικού ελεγκτή (π.χ. νευρωνικά δίκτυα, συστήματα κανόνων, ή κάποιο άλλο εργαλείο της τεχνητής νοημοσύνης) και από το υλικό του ρομπότ. Επέκταση αυτού του μοντέλου υπήρξαν τα *πολυπρακτορικά συστήματα*, στα οποία συλλογικές συμπεριφορές αναδύονται από την αλληλεπίδραση ολοκληρωμένων αυτόνομων συνθετικών οργανισμών, των πρακτόρων, οι οποίοι ορίζονται ως ομάδες επιμέρους συμπεριφορών.

Μεγάλη επιρροή στον χώρο άσκησε η *αρχιτεκτονική υπαγωγής* (subsumption architecture) του Rodney Brooks (1986), η οποία εστίαζε σε φθηνά ρομπότ με απλούς κιναισθητικούς μηχανισμούς πραγματικού χρόνου. Στην αρχιτεκτονική υπαγωγής η

ζητούμενη ευφυής συμπεριφορά αναλύεται σε απλές λειτουργικές μονάδες οι οποίες υλοποιούνται με τον ευκολότερο δυνατό τρόπο και οργανώνονται σε επικαλυπτόμενα και ιεραρχικά δομημένα «επίπεδα». Η ενεργοποίηση ενός επιπέδου κατά τη λειτουργία του ρομπότ σημαίνει επιδίωξη της επίτευξης ενός συγκεκριμένου στόχου του πράκτορα, ενώ τα ανώτερα στην ιεραρχία επίπεδα αφορούν πιο αφηρημένους και πολυσύνθετους στόχους. Η υλοποίηση μίας συμπεριφοράς η οποία αντιστοιχεί σε ένα επίπεδο κατά τον χρόνο λειτουργίας λαμβάνει αναγκαστικά υπόψη την τρέχουσα κατάσταση των κατώτερων επιπέδων, ενώ ορισμένα επίπεδα είναι αμοιβαία αποκλειόμενα. Η ολική συμπεριφορά συντίθεται από το ολικό μοτίβο ενεργοποίησης των επιπέδων κατά τον χρόνο λειτουργίας, το οποίο εξαρτάται από τη διασύνδεσή τους και τα περιβαλλοντικά ερεθίσματα. Η αρχιτεκτονική υπαγωγής είχε περί τα τέλη της δεκαετίας του 1980 ως αποτέλεσμα την κατασκευή ρομπότ τα οποία μιμούνταν με επιτυχία τη συμπεριφορά απλών εντόμων.

Παράλληλα καθιερώθηκε κατά τις αρχές της δεκαετίας του 1990 η *εξελικτική ρομποτική* (evolutionary robotics), μία μεθοδολογία η οποία έδινε έμφαση στη χρήση εξελικτικών αλγορίθμων προκειμένου να αναπτύξει ρομποτικούς ελεγκτές κατάλληλους για κάποια σαφώς προσδιορισμένη εργασία, επιλέγοντάς τους από αυτόνομα εξελισσόμενους πληθυσμούς υποψηφίων. Στο πλαίσιο της ίδιας νοοτροπίας άρχισε να διευρύνεται στον χώρο της ρομποτικής και η αξιοποίηση των νευρωνικών δικτύων· αυτά τα βιολογικής έμπνευσης υποσυμβολικά εργαλεία, αντικαθιστώντας ή συμπληρώνοντας τυπικές συμβολικές πρακτικές, ταίριαζαν άψογα με το νέο, συνθετικό κατασκευαστικό παράδειγμα της συμπεριφορικής τεχνητής νοημοσύνης και ρομποτικής, ενώ υπόσχονταν αυξημένες δυνατότητες ευελιξίας και μάθησης χωρίς η τελευταία να είναι καθοριζόμενη από τον κατασκευαστή. Συνηθισμένη μέθοδος έγινε η σταδιακή, αυτοματοποιημένη κατασκευή κατάλληλων νευρωνικών δικτύων ως ρομποτικών ελεγκτών μέσω εξελικτικών αλγορίθμων (*νευροεξέλιξη*), στηριγμένων σε ένα ρητά καθορισμένο από τον προγραμματιστή ευρετικό κριτήριο εξέλιξης (τη συνάρτηση καταλληλότητας) το οποίο προσδιόριζε πλήρως το πρόβλημα που το ρομπότ καλούνταν να επιλύσει.

Ταυτοχρόνως, ήδη από τις αρχές της δεκαετίας του 1990, είχε εμφανιστεί ακόμη μία νέα μεθοδολογία, η *γνωστική ρομποτική* (cognitive robotics), επικεντρωμένη στην

προσομοίωση της εγκεφαλικής λειτουργίας μέσω απεικόνισης περιοχών του εγκεφάλου των βιολογικών οργανισμών σε αλληλεπιδρώσες συνθετικές μονάδες. Γρήγορα η γνωστική ρομποτική, εμπνευσμένη από τη γνωστική ψυχολογία, ενσωματώθηκε σε μεθοδολογίες όπως η εξελικτική ρομποτική και το συμβατό με αυτήν παράδειγμα της συμπεριφορικής ρομποτικής, στοχεύοντας στη δημιουργία ενός πολυχρηστικού, αυτόνομου ρομπότ με αναπτυγμένες γνωστικές λειτουργίες. Ένα τέτοιο ρομπότ θα λειτουργούσε ανεξάρτητα από τους κατασκευαστές του, ενώ θα ήταν ευέλικτο και κατάλληλο για πολλαπλές διαφορετικές χρήσεις.

Για τη γνωστική ρομποτική η πραγματική ευφυΐα αναδύεται σταδιακά και αυτόνομα, μέσω της αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον και της υποκειμενικής πρόσληψης εντυπώσεων από αυτό, επομένως οι δεσμοί της με τη συμπεριφορική ρομποτική είναι εμφανείς. Αξιοποιεί βιολογικά πρότυπα, όπως και η *βιομιμητική ρομποτική* (biomimetic robotics), αλλά σε αντίθεση με την τελευταία η οποία εξαντλείται στη μίμηση φυσικών κινηματικών και αισθητηριακών μεθόδων, η γνωστική ρομποτική αντλεί έμπνευση από τη φύση όσον αφορά τη λειτουργία των υψηλού επιπέδου μηχανισμών της αντίληψης, του σχεδιασμού ενεργειών, της συλλογιστικής κλπ. Σε ορισμένες παραλλαγές ωστόσο επιτρέπεται η ελαχιστοποίηση της ανθρώπινης επέμβασης στον σχεδιασμό του ευφυούς συστήματος, μειώνοντας τη σημασία της άμεσης απεικόνισης εγκεφαλικών περιοχών και μεγιστοποιώντας αντίθετα την αυτόνομη ανάδυση πρωτότυπων γνωστικών μηχανισμών, μη βασιζόμενων απαραίτητα σε κάποιο αυστηρό βιολογικό μοντέλο, μέσω της διαρκούς περιβαλλοντικής αλληλεπίδρασης.

Μία νέα μεθοδολογική τάση εμφανίστηκε στις αρχές της δεκαετίας του 2000 η οποία απέρριπτε τις τυπικές μεθόδους μηχανικής μάθησης που είχαν χρησιμοποιηθεί ως τότε στον χώρο: η *αναπτυξιακή ρομποτική* (developmental robotics) βασίστηκε στην ιδέα ότι, προκειμένου να αναπτυχθούν υψηλού επιπέδου γνωστικές λειτουργίες, όχι μόνο δεν έπρεπε η γνώση να παρέχεται από τον κατασκευαστή στο ρομπότ και να είναι προσαρμοσμένη σε ένα συγκεκριμένο πρόβλημα, αλλά επιπρόσθετα ούτε η μέθοδος αναπαράστασης του κόσμου δεν έπρεπε να προκαθορίζεται από τον κατασκευαστή (ακόμα και αν πρόκειται για παραμετροποιημένη αναπαράσταση η οποία επιτρέπει αυτόνομη εξαγωγή γνώσης). Αντιθέτως η αναπτυξιακή ρομποτική

πρότεινε την κατασκευή μηχανών με ένα ενσωματωμένο *αναπτυξιακό πρόγραμμα* το οποίο θα τους επιτρέπει να αναπτύξουν αργότερα τις δικές τους αναπαραστάσεις και, ως επακόλουθο, τη δική τους γνώση για τον κόσμο μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον τους.

Συμπερασματικά, η γνωστική ρομποτική αφορά την ανάπτυξη ρομποτικών συστημάτων βάσει προδιαγραφών της ψυχολογίας και της νευρολογίας του ανθρώπου ή άλλων θηλαστικών, απορρίπτοντας περιοριστικές πρακτικές της συμβολικής τεχνητής νοημοσύνης. Διάφορες μεθοδολογίες που οδηγούν σε αυτόν τον στόχο μπορούν να χρησιμοποιηθούν για την επίτευξή του, όπως τα πολύπλοκα συστήματα μοτίβων ενεργειών της συμπεριφορικής ρομποτικής, οι εξελικτικοί αλγόριθμοι της εξελικτικής ρομποτικής ή τα προγράμματα αναπτυξιακής ρομποτικής. Εργαλεία που παρέχει ο χώρος της τεχνητής νοημοσύνης και τα οποία μπορούν να αξιοποιηθούν στο πλαίσιο αυτών των στόχων είναι τα νευρωνικά δίκτυα, οι γενετικοί αλγόριθμοι, τα συστήματα πρακτόρων κλπ. Τελικός σκοπός είναι η ανάπτυξη πολυχρηστικών αυτόνομων ρομπότ, με ικανότητα προσαρμογής στο περιβάλλον, μάθησης, σχεδιασμού ενεργειών και λήψης αποφάσεων, τα οποία δεν θα εξαρτώνται καθόλου από τον τρόπο κατασκευής τους και από τη γνώση ή τη νοημοσύνη των σχεδιαστών τους.

1.4. Τεχνητή Ζωή

Η *τεχνητή ζωή* (TZ) είναι ένα ερευνητικό πεδίο των εξελικτικών μεθόδων, το οποίο αναπτύχθηκε ανεξάρτητα και έχει τις ρίζες του στα *κυτταρικά αυτόματα* που σχεδίασε ο John von Neumann στις αρχές της δεκαετίας του 1950 [13]: απλές γεωμετρικές αφαιρέσεις («κύτταρα») που ορίζονται σε ένα n -διάστατο πλέγμα κελιών και αυτοαναπαράγονται ή αυξάνουν το μέγεθός τους με βάση καλά καθορισμένους κανόνες. Κάθε στιγμή ένα κελί μπορεί να καλύπτεται από ένα κύτταρο ή να είναι κενό, αλλά είναι δυνατόν να οριστούν και άλλες καταστάσεις. Στόχος του von Neumann ήταν ο καθορισμός των ελάχιστων συνθηκών τις οποίες πρέπει να πληροί μία μηχανή ώστε να θεωρείται αυτοαναπαραγόμενη και η ανάπτυξη ενός μαθηματικού φορμαλισμού ο οποίος θα μοντελοποιεί τα χαρακτηριστικά της.

Σκόπευε να αναπτύξει ένα κράμα βιολογίας και τεχνολογίας το οποίο θα προσομοίωνε τις διεργασίες της ζωής.

Οι περισσότεροι εκ των κανόνων ενός κυτταρικού αυτομάτου εξαρτώνται από την κατάσταση των γειτονικών περιοχών του πλέγματος, π.χ. αν καλύπτονται από κάποιο άλλο κύτταρο ή όχι. Η εξέλιξη του πλέγματος γίνεται σε διακριτά βήματα μέσω ενός βρόχου επανάληψης σε κάθε εκτέλεση του οποίου εφαρμόζονται σε κάθε κελί ξεχωριστά οι κατάλληλοι κανόνες. Τα κυτταρικά αυτόματα αποτέλεσαν μία μοντελοποίηση της πραγματικής βιοχημικής κυτταρικής λειτουργίας: κάθε βιολογικό κύτταρο διαθέτει μία «βιβλιοθήκη κανόνων» (το DNA του), μία «κεντρική μονάδα χημικής επεξεργασίας» και χημικές εκκρίσεις οι οποίες λειτουργούν ως «είσοδοι» και «έξοδοι» του συστήματος. Μία συλλογή από τέτοια κύτταρα, ένας ιστός, παρουσιάζει αναδυόμενη αυτοοργανούμενη συμπεριφορά την οποία ένα κατάλληλο κυτταρικό αυτόματο θα μπορούσε να μιμηθεί, ενώ ταυτόχρονα θα μπορούσε να λειτουργήσει και ως *αυτόματο πεπερασμένων καταστάσεων* εκμεταλλευόμενο τη φύση του: μία νοητή μηχανή η οποία προχωρά βήμα προς βήμα, από κατάσταση σε κατάσταση, συνθέτοντας δεδομένα από το περιβάλλον της με τον εσωτερικό προγραμματισμό της.

Ο von Neumann πίστευε ότι οι αυξανόμενες γνώσεις μας για τα βιολογικά κύτταρα θα μας επέτρεπαν τελικώς να τα μοντελοποιήσουμε ως αυτόματα πεπερασμένων καταστάσεων. Ωστόσο βασίστηκε πολύ περισσότερο στις δικές του ιδέες και σε εργαλεία της επιστήμης υπολογιστών παρά σε ευρήματα της βιολογίας: στην πραγματικότητα η «βιβλιοθήκη κανόνων» την οποία ενσωμάτωσε στον ορισμό του για τα κυτταρικά αυτόματα, και η οποία υπέθετε πως αντανάκλα μία ανάλογη δομική μονάδα των βιολογικών κυττάρων, προηγήθηκε της εξακρίβωσης του ρόλου του μορίου του DNA στην κυτταρική διαίρεση κατά περίπου μία δεκαετία. Γρήγορα ο von Neumann απέδειξε ότι ένα κυτταρικό αυτόματο 26 καταστάσεων θα μπορούσε να είναι ταυτόχρονα Καθολική Μηχανή Turing αλλά και αυτοαναπαραγόμενο σύστημα: αν τοποθετούνταν σε κατάλληλο φυσικό περιβάλλον θα κατασκεύαζε (με συμβατική μηχανική τεχνολογία) αντίγραφα του εαυτού του από διάσπαρτες πρώτες ύλες. Αυτό το υποθετικό κυτταρικό αυτόματο το ονόμασε Καθολικό Κατασκευαστή (Universal Constructor).

Το πιο επιτυχημένο και δημοφιλές κυτταρικό αυτόματο είναι το κατά πολύ απλούστερο «Παιχνίδι της Ζωής» (Game of Life), το οποίο παρουσίασε ο John Conway το 1970 [13]. Βασίζεται σε ένα δισδιάστατο πλέγμα όπου ισχύουν τέσσερις απλοί κανόνες και κάθε κελί είναι είτε ενεργό (περιέχει κύτταρο) είτε απενεργοποιημένο (είναι κενό). Οι κανόνες εφαρμόζονται σε όλο το πλέγμα κάθε φορά που επαναλαμβάνεται ο κεντρικός βρόχος και είναι οι εξής:

- Ένα ενεργό κελί με μηδέν ή έναν ενεργούς γείτονες απενεργοποιείται λόγω απομόνωσης.
- Ένα ενεργό κελί με τέσσερις ή περισσότερους ενεργούς γείτονες απενεργοποιείται λόγω υπερπληθυσμού.
- Ένα απενεργοποιημένο κελί με τρεις ακριβώς ενεργούς γείτονες μετατρέπεται σε ενεργό.
- Όλα τα άλλα κελιά παραμένουν αναλλοίωτα.

Καθώς εκτυλίσσονται οι επαναλήψεις και οι κανόνες εφαρμόζονται ξανά και ξανά, τα κύτταρα αρχίζουν να παρουσιάζουν αναγνωρίσιμα μοτίβα κίνησης και αναπαραγωγής τα οποία εξαρτώνται από την αρχική κατάσταση του πλέγματος. Η εν λόγω αυτοοργάνωση και η εμφάνιση πολύπλοκων συμπεριφορών οφείλεται στις εσωτερικές, μη γραμμικές αλληλεπιδράσεις των δομικών συστατικών του συστήματος, των κυττάρων. Το Παιχνίδι της Ζωής, ένα κυτταρικό αυτόματο (ΚΑ) μόνο δύο διαστάσεων, δύο καταστάσεων και τεσσάρων κανόνων, κέρδισε το ενδιαφέρον των ερευνητών λόγω της απλότητάς του.

Το 1979 μία απλοποιημένη εικονική εκδοχή του Καθολικού Κατασκευαστή με οκτώ καταστάσεις υλοποιήθηκε ως πρόγραμμα μικροϋπολογιστή από τον Christopher Langton [13]. Αυτή είναι η πραγματική έναρξη της τεχνητής ζωής ως επιστημονικού πεδίου. Γρήγορα άρχισαν να εφαρμόζονται οι μεθοδολογίες των κυτταρικών αυτομάτων στην προσομοίωση ποικίλων φυσικών φαινομένων, χάρη στην εγγενή τους απλότητα αλλά και τη συμπεριφορά τους ως πολύπλοκα συστήματα με αναδυόμενες συμπεριφορές. Το 1983 ο Stephen Wolfram, ύστερα από επισταμένη έρευνα επί των κυτταρικών αυτομάτων δύο καταστάσεων, τα ταξινόμησε σε τέσσερις

κατηγορίες: τα ΚΑ Τύπου I συγκλίνουν, μετά από μεγάλη περίοδο λειτουργίας, σε μία κατάσταση όπου όλα τα κελιά είναι είτε στη μία («ενεργά») είτε στην άλλη κατάσταση («ανενεργά»), τα Τύπου II συγκλίνουν σε ένα απλό επαναλαμβανόμενο γεωμετρικό μοτίβο, τα Τύπου III εκφυλίζονται σε τυχαίο θόρυβο, ενώ τα Τύπου IV συγκλίνουν σε πολύπλοκες, αναδύμενες συμπεριφορές. Ο Wolfram απέδειξε ότι τα πιο ενδιαφέροντα ΚΑ, του Τύπου IV, συναντώνται κατά τη μετάβαση από τα Τύπου II στα Τύπου III.

Το 1984 δημιουργήθηκε ένα πρόγραμμα εμπνευσμένο από τα κυτταρικά αυτόματα αλλά σαφώς περιπλοκότερο από το Παιχνίδι της Ζωής: ήταν το «Corewars», όπου δύο αυτοτελή προγράμματα ανταγωνίζονταν να καταστρέψουν το ένα το άλλο στη μνήμη του υπολογιστή που τα εκτελούσε, παραμορφώνοντας τον κώδικα του αντιπάλου με βάση συγκεκριμένους κανόνες. Ήταν γραμμένα σε μία απλή γλώσσα μηχανής και σκοπός του καθενός ήταν να επικρατήσει σε μια περιοχή μνήμης. Δεν επρόκειτο για κυτταρικά αυτόματα αλλά στηρίζονταν στην εφαρμογή αφηρημένων βιολογικών αρχών.

Περί τα τέλη της δεκαετίας του '80 οι εξελικτικοί αλγόριθμοι, ένα πρόσφατο εργαλείο βελτιστοποίησης από το πεδίο της υπολογιστικής νοημοσύνης, άρχισαν να επικαλύπτονται με την τεχνητή ζωή. Εμφανίστηκαν εξελικτικοί προσομοιωτές βιολογικών συστημάτων οι οποίοι αφορούσαν συνθετικούς οργανισμούς με εικονικά σώματα τα οποία εξελίσσονται σε προσομοιωμένα οικοσυστήματα. Οι οργανισμοί αυτοί, ουσιαστικώς αλληλεπιδρώντες πράκτορες, μπορούσαν να είναι πλήρη προγράμματα υπολογιστή, νευρωνικά δίκτυα κ.α. Στόχος ήταν η ανάπτυξη συνθετικών, πολύπλοκων συστημάτων πρακτόρων τα οποία να παρουσιάζουν χαρακτηριστικά που συνήθως αποδίδονται σε βιολογικά συστήματα: αυτοοργάνωση, αναπαραγωγή, προσαρμοστικότητα κλπ. Η διαφορά από τους συνήθεις εξελικτικούς αλγορίθμους επικεντρωνόταν κυρίως στο ζήτημα της συνάρτησης καταλληλότητας: αντί να είναι ρητά καθορισμένη από τον κατασκευαστή είναι ουσιαστικά ενδογενής (έμμεση), αντανακλώντας τη δυνατότητα του κάθε οργανισμού να επιβιώνει και να αφήνει απογόνους στο περιβάλλον του εικονικού οικοσυστήματος. Επομένως η «τεχνητή επιλογή» των γενετικών αλγορίθμων, στην ΤΖ αντικαθίσταται από μία

προσομοίωση της φυσικής επιλογής. Τελικός στόχος της TZ είναι η μελέτη του φαινομένου της ζωής ανεξαρτήτως από το υλικό της υπόστρωμα.

Συνήθως οι συνθετικοί οργανισμοί μοντελοποιούνται με δυνατότητες κίνησης και αντίληψης του εικονικού τους περιβάλλοντος, διασταύρωσης με άλλους οργανισμούς, κατανάλωσης ενέργειας κλπ. Συγκεκριμένοι περιορισμοί του οικοσυστήματος οδηγούν, μέσω της φυσικής επιλογής, σε οργανισμούς με συγκεκριμένα χαρακτηριστικά. Ωστόσο υπήρξαν και προσομοιώσεις όπου οι οργανισμοί, όντας κανονικά προγράμματα, δεν ανταγωνίζονται για πόρους σε κάποιο εικονικό περιβάλλον αλλά για επεξεργαστικό χρόνο και πρόσβαση στη μνήμη του υπολογιστή, ακολουθώντας τα πρότυπα του Corewars αλλά σε μια εκδοχή του με εξελισσόμενα προγράμματα (σύστημα «Tierra»).

Σήμερα η έρευνα στην τεχνητή ζωή επικεντρώνεται είτε στην εξακρίβωση υποθέσεων της βιολογίας, είτε στη μελέτη της ανάδυσης γνωστικών ικανοτήτων σε εικονικούς οργανισμούς οι οποίοι κινούνται σε ρεαλιστικά και δυναμικά προσομοιωμένα περιβάλλοντα (όπως συμβαίνει π.χ. στην εργασία [27]).

1.5. Δομή της Διατριβής

Η διατριβή περιέχει 5 κεφάλαια: το Κεφάλαιο 2 παρουσιάζει περιληπτικά προγενέστερη έρευνα σχετική με το θέμα της διατριβής. Περιγράφονται κυρίως οι έρευνες που αφορούν την εξέλιξη νευρωνικών δικτύων ως ρομποτικών ελεγκτών, με έμφαση σε εργασίες που αφορούν την αλληλεπίδραση μάθησης-εξέλιξης και τον χαρακτήρα που πρέπει να έχει η συνάρτηση καταλληλότητας.

Το Κεφάλαιο 3 αναλύει την εξεταζόμενη μεθοδολογία και την υλοποίησή της. Περιγράφεται το χρησιμοποιηθέν μοντέλο νευρωνικού δικτύου, οι μηχανισμοί μάθησης και η εμπνευσμένη από την τεχνητή ζωή εξέλιξή του.

Το Κεφάλαιο 4 περιγράφει τη διαδικασία και τα αποτελέσματα της πειραματικής αξιολόγησης. Ένας νευρωνικός ελεγκτής εξελιγμένος με συνήθη, επακριβώς ορισμένη συνάρτηση καταλληλότητας και ένας ελεγκτής εξελιγμένος με βάση τις

αρχές της τεχνητής ζωής, συγκρίνονται όσον αφορά την απόδοσή τους σε κάποιο καινοφανές πρόβλημα. Ακόμα, εκτιμάται η απόδοση του ελεγκτή με ενεργοποιημένο έναν επιπρόσθετο μηχανισμό μάθησης.

Το Κεφάλαιο 5 περιέχει συνοπτικά τα συμπεράσματα από την αποτίμηση των πειραματικών αποτελεσμάτων, ενώ παρουσιάζονται πιθανές επεκτάσεις της εργασίας και ζητήματα για μελλοντική μελέτη.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 2. ΠΡΟΗΓΟΥΜΕΝΗ ΕΡΕΥΝΑ

2. Περιγραφή προηγούμενης έρευνας πάνω στο συγκεκριμένο θέμα

Σε πολλές ερευνητικές εργασίες στόχος είναι η στοχαστική και αυτοματοποιημένη κατασκευή ρομποτικών συστημάτων τα οποία αντιλαμβάνονται το περιβάλλον τους και κινούνται σε αυτό, βελτιώνοντας τη συμπεριφορά τους με βάση τα αισθητηριακά δεδομένα εισόδου και έναν μηχανισμό μάθησης. Για τον σκοπό αυτό έχουν αξιοποιηθεί συστήματα κανόνων (π.χ. στο [4]), δυναμικά συστήματα περιγραφόμενα από εξισώσεις διαφορών (π.χ. στο [31]) ή νευρωνικά δίκτυα (π.χ. στα [6], [1], [24], [23], [29], [7]) εξελιγμένα με γενετικούς αλγορίθμους, όπου οι κανόνες, οι εξισώσεις ή τα δίκτυα εξελίσσονται γενετικά, ενώ η χρήση τους βελτιστοποιείται από τον μηχανισμό μάθησης. Οι εν λόγω εργασίες θεωρούν τον εξελικτικό υπολογισμό κατάλληλη μεθοδολογία για την ανάπτυξη συστημάτων συμπεριφορικής ρομποτικής, έτσι ώστε οι λειτουργίες του ρομπότ να αποδομούνται σε στοιχειώδεις, συνεργαζόμενες μονάδες συμπεριφοράς, από την αλληλεπίδραση των οποίων αναδύονται οι ζητούμενες ιδιότητες.

Στη μεγάλη πλειονότητα αυτών των περιπτώσεων οι ελεγκτές των ρομπότ εξελίσσονται σε προσομοίωση, με περιορισμούς που αφορούν την εξωτερική μορφή του εικονικού οργανισμού ώστε η τελευταία να ταιριάζει με τη μορφή του ρομπότ, και τελικά ο επιλεγμένος ελεγκτής – λύση μεταφέρεται ως λογισμικό στο πραγματικό ρομπότ. Οι προσαρμοστικές ικανότητες του τελευταίου, μέσω της εγγενούς ικανότητας γενίκευσης που παρέχουν τα νευρωνικά μοντέλα, σταδιακά απαλείφουν

τις συνέπειες των ιδιαιτεροτήτων ή των ατελειών της προσομοίωσης κατά τη λειτουργία στον φυσικό κόσμο. Στο [21] γίνεται προσπάθεια να αποδειχθεί ότι η απόδοση ρομποτικών ελεγκτών αναπτυγμένων σε προσομοίωση και κατόπιν μεταφερμένων σε πραγματικά, υλικά ρομπότ πολλαπλασιάζεται αν: α) κατά την προσομοίωση ληφθούν υπόψη δεδομένα από τους πραγματικούς αισθητήρες μέσω επαναληπτικής δειγματοληψίας, β) κατά την προσομοίωση εισάγεται ένα τυχαίο ποσοστό θορύβου στα σήματα που παρέχουν οι αισθητήρες στους εικονικούς ελεγκτές, και γ) μετά την προσομοίωση συνεχιστεί η εξέλιξη των ελεγκτών, για λίγες γενιές ακόμα, στα πραγματικά ρομπότ. Επιπρόσθετα στο [29] στόχος είναι η εξέλιξη ενός νευρωνικού ρομποτικού ελεγκτή σε *μινιμαλιστική προσομοίωση* ο οποίος θα επιτρέπει –όταν μεταφερθεί σε πραγματικό ρομπότ τύπου Khepera– την εκτέλεση μίας περίπλοκης εργασίας. Μία μινιμαλιστική προσομοίωση αναπαριστά πιστά μόνο λίγα βασικά χαρακτηριστικά του πραγματικού κόσμου, ενσωματώνοντας ένα ποσοστό θορύβου, ενώ τα άλλα στοιχεία της προσομοίωσης αλλάζουν σχεδόν από γενιά σε γενιά προκειμένου να μην εξελιχθούν οι ελεγκτές εκμεταλλευόμενοι τις απλουστεύσεις του προσομοιωτή.

Στο [24] γίνεται διερεύνηση της αλληλεπίδρασης μεταξύ *εξέλιξης* και *μάθησης* στον τομέα της εξελικτικής ρομποτικής: πρόκειται για τις δύο βασικές προσαρμοστικές διεργασίες που αξιοποιούν οι ζωντανοί οργανισμοί και οι οποίες δρουν συμπληρωματικά. Στη φύση η εξέλιξη λειτουργεί *φυλογενετικά*, μέσω της φυσικής επιλογής, επιτρέποντας την επιβίωση μόνο των επαρκώς προσαρμοσμένων στο περιβάλλον τους οργανισμών. Η μάθηση λειτουργεί *οντογενετικά*, συναποτελώντας από κοινού με τη διεργασία της *ωρίμανσης* (τη σταδιακή απεικόνιση του γονοτύπου ενός οργανισμού στον τελικό του φαινότυπο) τη συνολική λειτουργία της *ανάπτυξης*. Η μάθηση επιτρέπει σε έναν οργανισμό να αξιοποιεί τις αισθητηριακές εισόδους του για να ανταποκρίνεται και να προσαρμόζεται σε ταχείες περιβαλλοντικές αλλαγές, πολύ γρήγορες για να γίνουν άμεσα αντιληπτές από την εξελικτική διαδικασία, ενώ μπορεί να καθοδηγεί την εξέλιξη καθώς οι οργανισμοί με καλύτερες ικανότητες μάθησης έχουν περισσότερες πιθανότητες να επιβιώσουν και –επομένως– να κληροδοτήσουν τις αυξημένες ικανότητές τους στους απογόνους τους.

Στο [24] επομένως η διαμόρφωση των ελεγκτών λαμβάνει χώρα σε εναλλασσόμενα στάδια *εξέλιξης*, όπου μία γενιά υποψηφίων διαδέχεται φυλογενετικά την αμέσως προηγούμενη, και *μάθησης*, όπου οι υποψήφιοι της εν λόγω νέας γενιάς λειτουργούν αυτόνομα στο περιβάλλον τους και προσαρμόζονται οντογενετικά σε αυτό μέσω της αναπτυξιακής διαδικασίας. Η αξιολόγηση των υποψηφίων από τη συνάρτηση καταλληλότητας συμβαίνει σε κάθε στάδιο μάθησης και αξιοποιείται για τον σχηματισμό της διάδοξης γενιάς στο αμέσως επόμενο στάδιο. Όταν οι ελεγκτές είναι νευρωνικά δίκτυα, η μάθηση συνίσταται στη σταδιακή, επιγενετική τροποποίηση κάποιων συναπτικών βαρών ως απόκριση σε αισθητηριακές εισόδους, ενώ συνήθως γίνεται διάκριση μεταξύ στατικών βαρών, τα οποία δεν μπορούν να τροποποιηθούν επιγενετικά και η τιμή τους εξαρτάται αποκλειστικά από τον γονότυπο, και δυναμικών βαρών, τα οποία υφίστανται την οντογενετική επιρροή της μάθησης. Το συμπέρασμα της εργασίας είναι πως από τη στιγμή που είναι εφικτή η μάθηση, η φυλογένεση πιέζει προς την κατεύθυνση εξέλιξης υποψηφίων όχι προσαρμοσμένων βέλτιστα στο περιβάλλον, αλλά ικανών να *μαθαίνουν* πώς να προσαρμόζονται βέλτιστα στο περιβάλλον κατά τον χρόνο λειτουργίας τους.

Στο [7] στόχος της εργασίας είναι η έρευνα της συνεξέλιξης ρομποτικών ελεγκτών οι οποίοι λειτουργούν ως θηρευτής και θήραμα. Η εξέλιξη και η αξιολόγηση γίνονται σε προσομοίωση, ενώ οι τελικοί ελεγκτές μεταφέρονται σε πραγματικό ρομπότ τύπου Khepera. Η δυναμική θηρευτή / θηράματος παρέχει τη δυνατότητα ανάπτυξης απρόβλεπτων προσαρμοστικών συμπεριφορών και προσφέρει εξελικτικές πιέσεις παρόμοιες με αυτές του πραγματικού γήινου οικοσυστήματος. Επομένως η τεχνητή συνεξέλιξη ανταγωνιστικών πρακτόρων παραπέμπει στο πεδίο της τεχνητής ζωής, ενώ η εν λόγω εργασία στοχεύει στη διερεύνηση της αξιοποίησής της στον χώρο της εξελικτικής ρομποτικής. Οι θηρευτές, πέραν των συνηθισμένων υπέρυθρων αισθητήρων του Khepera, διαθέτουν και μία οπτική ψηφιακή κάμερα, ενώ τα θηράματα έχουν διπλάσια μέγιστη ταχύτητα από τους θηρευτές.

Στο [16] επίσης στόχος της εργασίας είναι η αξιοποίηση μίας δυναμικής θηρευτών-θηραμάτων για την εξέλιξη προσαρμόσιμων σε δυναμικά περιβάλλοντα αυτόνομων ρομπότ με νευρωνικούς ελεγκτές. Ζητούμενη είναι η ανάδυση συμπεριφορών

συνεργασίας μεταξύ των θηρευτών, ενώ παράλληλα γίνεται μία σύγκριση μεταξύ διαφορετικών παραλλαγών του γενετικού αλγορίθμου.

Στο [6] στόχος της εργασίας είναι η έρευνα περί της απόδοσης νευρωνικών ρομποτικών ελεγκτών εξελιγμένων με γενετικούς αλγορίθμους. Οι εξελικτικοί αλγόριθμοι, σε σχέση με άλλες στοχαστικές μεθόδους, επιτρέπουν προσαρμογή του ελεγκτή στο περιβάλλον χωρίς ανάγκη επιπρόσθετων πληροφοριών παρεχόμενων από τον σχεδιαστή· η περιβαλλοντική προσαρμογή γίνεται από τη σκοπιά του ίδιου του ελεγκτή με μόνο οδηγό τη συνάρτηση καταλληλότητας. Ωστόσο, η χρήση στατικών βαρών καθιστά αδύνατη την αναπροσαρμογή του ελεγκτή σε ελαφρώς τροποποιημένα περιβάλλοντα χωρίς ένα επιπρόσθετο βήμα εκ νέου εξέλιξης. Αυτή η εξέλιξη σε στάδια, όπου σε κάθε στάδιο το περιβάλλον και η απαιτούμενη συμπεριφορά γίνονται πιο περίπλοκα, αποτελεί επίσης λύση για το *πρόβλημα της εκκίνησης* (bootstrapping problem) το οποίο παρατηρείται στους γενετικούς αλγορίθμους, όταν δηλαδή το προς επίλυση πρόβλημα είναι τόσο περίπλοκο που όλοι οι υποψήφιοι της πρώτης γενιάς παρουσιάζουν μηδενική καταλληλότητα, με αποτέλεσμα η εξέλιξη να μην μπορεί να ξεκινήσει, αφού δεν εμφανίζεται καμία εξελικτική τάση προς ορισμένη κατεύθυνση.

Ένας άλλος εύκολος τρόπος αναπροσαρμογής ενός ελεγκτή σε τροποποιημένο περιβάλλον είναι η δυναμική αλλαγή των συναπτικών βαρών ενός νευρωνικού δικτύου. Τα βάρη δηλαδή τροποποιούνται, ενόσω το ρομπότ λειτουργεί, με βάση κάποιους κανόνες μάθησης· η οντογενετική ιδιότητα της μάθησης συμπληρώνει τη φυλογενετική λειτουργία της εξέλιξης η οποία αρχικοποιεί κατάλληλα τα συναπτικά βάρη. Οι κανόνες μάθησης μπορούν επίσης να κωδικοποιηθούν στο γονιδίωμα και να εξελιχθούν όπως και τα ίδια τα βάρη, έτσι ώστε ο τελικός ελεγκτής να εμφανίζει τον πιο καλά προσαρμοσμένο στο περιβάλλον μαθησιακό χαρακτήρα. Με τη χρήση χεμπιανών κανόνων οντογενετικής μάθησης, εμπνευσμένων από τη νευροφυσιολογία, οι εξελισσόμενοι νευρωνικοί ελεγκτές φθάνουν κατά τον χρόνο λειτουργίας τους σε υψηλά επίπεδα καταλληλότητας σε πολύ λιγότερες γενιές απ' ό τι με στατικά βάρη, όταν ο μόνος προσαρμοστικός μηχανισμός είναι η φυλογενετική επιλογή. Οι ελεγκτές των τελευταίων γενεών καταλήγουν τελικά, κατά τη διάρκεια ζωής τους, σε μία

σταθερή κατάσταση όπου τα συναπτικά βάρη αλλάζουν με αργό ρυθμό ώστε να ενσωματώνουν όταν χρειάζεται νέα γνώση στο νευρωνικό δίκτυο.

Στο [10] στόχος της εργασίας είναι η εφαρμογή νέων ευρημάτων της νευροεπιστήμης στην εξελικτική ρομποτική. Σε αντίθεση με την καθιερωμένη άποψη, η ηλεκτροχημική μετάδοση πληροφοριών στα βιολογικά νευρωνικά δίκτυα δεν γίνεται μόνο μέσω της απελευθέρωσης νευροδιαβιβαστών σε συνάψεις από-σημείο-σε-σημείο (με τους διαβιβαστές να επιφέρουν αλλαγές στο ηλεκτρικό δυναμικό κάθε νευρώνα-στόχου), αλλά επιπλέον λαμβάνεται υπόψη και η επιρροή ρυθμιστικών μορίων αερίου τα οποία, υπό συνθήκες, κατασκευάζονται από νευρώνες-παραγωγούς και διαχέονται προς πάσα κατεύθυνση, αλλάζοντας σταδιακά ορισμένες ιδιότητες ολόκληρων περιοχών του δικτύου. Επομένως οι βιολογικοί νευρώνες παρουσιάζουν και μη-τοπική πλαστικότητα, η οποία δεν μπορεί να μοντελοποιηθεί από τη χεμπιανή μάθηση. Η εργασία αξιοποιεί μία αφηρημένη αναπαράσταση τέτοιων νευρωνικών δικτύων, τα GasNets, όπου η συγκέντρωση ενός «νευροδιαμορφωτικού αερίου» σε κάθε σημείο του δικτύου καθορίζει την κλίση της συνάρτησης ενεργοποίησης των γειτονικών νευρώνων. Ένα GasNet μοντελοποιείται ως ευκλείδειο επίπεδο, όπου κάθε νευρώνας χαρακτηρίζεται από τις δισδιάστατες συντεταγμένες του σε αυτό το επίπεδο. Τα συναπτικά βάρη είναι στατικά αλλά το δίκτυο εμφανίζει πλαστικότητα μέσω της επιρροής των αερίων.

Στο [8] στόχος της εργασίας είναι η διερεύνηση του πλεονεκτήματος που παρέχει η κωδικοποίηση στο γονιδίωμα εξελισσόμενων νευρωνικών ρομποτικών ελεγκτών, όχι όμως των συναπτικών βαρών τους, αλλά κανόνων μάθησης οι οποίοι επιτρέπουν στους υποψηφίους να αυτοοργανώνονται κατά τον χρόνο λειτουργίας τους. Η προσέγγιση αυτή αποτελεί εναλλακτική λύση απέναντι σε άλλες δοκιμασμένες μεθόδους που επιχειρούν να συνθέσουν μάθηση και εξέλιξη. Το πλεονέκτημά της συγκριτικά με την εξελικτική προσαρμογή των ίδιων των συναπτικών βαρών είναι ότι αποφεύγεται η γενετική αφομοίωση επίκτητων συμπεριφορών και διατηρείται έτσι ένα υψηλό επίπεδο πλαστικότητας των υποψηφίων ελεγκτών, οι οποίοι παρουσιάζουν αυξημένες ικανότητες αυτοοργάνωσης και επιτυχούς απόκρισης σε δυναμικά μεταβαλλόμενα περιβάλλοντα μετά το πέρας της εξέλιξης. Ακόμα, υποστηρίζεται ότι αν στόχος μας είναι η εξελικτική κατασκευή αυτόνομων και αυτοοργανούμενων

ρομποτικών συστημάτων και όχι απλώς η βελτιστοποίηση παραμέτρων, τότε η συνάρτηση καταλληλότητας θα πρέπει να είναι όσο το δυνατόν πιο *έμμεση, συμπεριφορική και εσωτερική* γίνεται. Έμμεση στην πράξη σημαίνει ενδογενής με την έννοια της τεχνητής ζωής, συμπεριφορική σημαίνει πως επιβραβεύει υποψηφίους με βάση τη συνολική συμπεριφορά τους και όχι με βάση τον συγκεκριμένο τρόπο με τον οποίον την υλοποιούν, ενώ εσωτερική σημαίνει πως στηρίζεται αποκλειστικά σε δεδομένα τοπικά διαθέσιμα ανά πάσα στιγμή στο ρομπότ.

Παρόμοια είναι τα συμπεράσματα και στο [2], όπου στόχος της εργασίας είναι ο εντοπισμός μεθοδολογιών στο πλαίσιο της εξελικτικής ρομποτικής οι οποίες θα μπορούσαν να οδηγήσουν σε *ανοιχτή εξέλιξη* (open-ended evolution). Πρόκειται για μία κατάσταση όπου παράγεται σταθερά μία ποικιλία ποιοτικά διαφορετικών λύσεων-υποψηφίων στο εκάστοτε πρόβλημα και προωθείται η αυθόρμητη ανάπτυξη καινοτομιών, οι οποίες τείνουν να διατηρούνται στον εξελισσόμενο πληθυσμό για μεγάλες χρονικές περιόδους και να αποτελούν σημαντικούς δομικούς λίθους για περαιτέρω εξελικτικά στάδια. Το πρώτο βήμα προς αυτή την κατεύθυνση είναι η χρήση έμμεσων και συμπεριφορικών συναρτήσεων καταλληλότητας (κατά την ορολογία του [8]) σε συνθήκες δυναμικά μεταβαλλόμενου περιβάλλοντος, στο πρότυπο της φυσικής βιολογικής εξέλιξης (πρακτικά αυτό σημαίνει εισαγωγή στοιχείων τεχνητής ζωής).

Δεύτερη σημαντική απαίτηση για την ανάπτυξη μεθόδων ανοιχτής εξέλιξης είναι η κατάλληλη οργάνωση των εξελισσόμενων υποψηφίων σε διαδοχικά επίπεδα, με συγκεκριμένα οργανωτικά χαρακτηριστικά σε κάθε επίπεδο (π.χ. ένα σημαντικό τέτοιο χαρακτηριστικό είναι ο *μεταβολισμός*, η αδιάκοπη αξιοποίηση ενέργειας και πρώτων υλών από το περιβάλλον για τη διαρκή αναγέννηση και αυτοδημιουργία του οργανισμού). Τρίτη σημαντική απαίτηση είναι ένα δυναμικό, πλούσιο και μεταβαλλόμενο περιβάλλον, ώστε να δρουν διαρκώς ισχυρές εξελικτικές πιέσεις προς νέες κατευθύνσεις. Ένα ελάχιστο περιβαλλοντικής σταθερότητας είναι βέβαια πάντα απαραίτητο προκειμένου να προλαβαίνουν οι οργανισμοί να προσαρμόζονται και να επιβιώνουν. Στο περιβάλλον πρέπει να περιέχεται και ένα «κοινωνικό» στοιχείο, δηλαδή συνεξελισσόμενοι υποψήφιοι οι οποίοι αλληλεπιδρούν μεταξύ τους, καθώς

μία ομάδα συνεργαζόμενων ατόμων ίσως είναι ικανή να επιλύσει προβλήματα τα οποία ένα μεμονωμένο άτομο αδυνατεί να επιλύσει.

Έχει παρατηρηθεί πως, ακόμα και αν πληρούνται σε κάποιον βαθμό αυτές οι προϋποθέσεις, οι προσομοιώσεις της εξελικτικής ρομποτικής καταλήγουν σχετικά γρήγορα σε μία ευσταθή κατάσταση όπου δεν παρατηρούνται πλέον καινοτομίες. Αυτό συμβαίνει γιατί υπάρχει μία συνάρτηση καταλληλότητας σχεδιασμένη εκ των προτέρων, ακόμα και αν είναι συγκριτικά έμμεση και συμπεριφορική. Ένας τρόπος επίλυσης του εν λόγω προβλήματος είναι η *ανταγωνιστική συνεξέλιξη*, δηλαδή η εισαγωγή μίας δυναμικής θηρευτών-θηραμάτων κατά την προσομοίωση. Στην έσχατη περίπτωση, η συνάρτηση καταλληλότητας μπορεί να είναι τελείως έμμεση (όπως στην τεχνητή ζωή) και να ευνοούνται από την εξέλιξη ακριβώς οι υποψηφίοι που κατορθώνουν να αναπαραχθούν, όμοια με τη φυσική βιολογική εξέλιξη (π.χ. αναπαράγονται τα θηράματα που κατορθώνουν να αποφεύγουν επιτυχώς και συστηματικά τους θηρευτές ή οι θηρευτές που κατορθώνουν να διατηρούν υψηλό επίπεδο ενέργειας). Η εργασία [2], στοχεύοντας στην ανοιχτή εξέλιξη, συνδυάζει ένα τέτοιο μοντέλο με ρομπότ τα οποία παρουσιάζουν αυτοοργανούμενη και αυτοσυναρμολογούμενη υλική μορφολογία, ώστε να ικανοποιείται και η απαίτηση της οργάνωσης σε διαδοχικά επίπεδα.

Το [22] επίσης ασχολείται με τη μελέτη του ζητήματος της συνάρτησης καταλληλότητας. Σύμφωνα με την εργασία στην εξελικτική ρομποτική μπορεί να οριστεί μία διάκριση μεταξύ *συμπεριφορικών* (behavioral) και *αθροιστικών* (aggregate) συναρτήσεων καταλληλότητας, όπου οι συμπεριφορικές («λειτουργικές» στο [8]) εκφράζουν a priori γνώση των σχεδιαστών για το πρόβλημα και ευνοούν υποψηφίους με συμπεριφορά η οποία ταιριάζει με αυτή τη γνώση (με ακραίο παράδειγμα την προτίμηση υποψηφίων με συγκεκριμένες, προαποφασισμένες κιναισθητικές απεικονίσεις), ενώ οι αθροιστικές («συμπεριφορικές» στο [8]) απλώς επιβραβεύουν τους υποψηφίους οι οποίοι επιλύουν τελικώς με επιτυχία το ζητούμενο πρόβλημα, ασχέτως του τρόπου που το επιτυγχάνουν ή επιμέρους συμπεριφορών τους. Οι συμπεριφορικές συναρτήσεις καταλληλότητας εξειδικεύουν το πρόβλημα και δρομολογούν την επίλυσή του σε προκαθορισμένα από τους σχεδιαστές μονοπάτια, ενώ οι αθροιστικές ορισμένες φορές αποτυγχάνουν να ασκήσουν αρχικώς

επαρκή εξελικτική πίεση ώστε να επιλυθεί τελικώς το ζητούμενο πρόβλημα (όταν το τελευταίο είναι η επιβίωση του ίδιου του ρομπότ σε ένα περίπλοκο περιβάλλον / οικοσύστημα, η χρήση μίας αθροιστικής συνάρτησης καταλληλότητας μετατρέπει τον γενετικό αλγόριθμο σε προσομοιωτή τεχνητής ζωής, αντικαθιστώντας την τεχνητή επιλογή με μία εξομοίωση της φυσικής επιλογής).

Σε έναν εξελικτικό αλγόριθμο το περιβάλλον εισάγει μία *πρωτεύουσα πόλωση* (ή «πόλωση θεμελιώδους αναπαράστασης»), δηλαδή μία πίεση / τάση προς συγκεκριμένες κατευθύνσεις εξέλιξης των υποψηφίων, ενώ η συνάρτηση καταλληλότητας, είτε συμπεριφορική είτε αθροιστική, εισάγει μία επιπρόσθετη *δευτερεύουσα πόλωση* (ή «πόλωση επιλογής») η οποία δεν σχετίζεται με το περιβάλλον αλλά με το πρόβλημα που θέτει ο σχεδιαστής προς επίλυση. Στην πραγματική βιολογική εξέλιξη με φυσική επιλογή δεν εμφανίζεται στην πράξη δευτερεύουσα πόλωση, ενώ κάθε ίχνος πόλωσης ανάγεται στους φυσικούς νόμους και άρα συσχετίζεται άμεσα με το περιβάλλον. Στην τεχνητή ζωή, όπως ακριβώς και στη βιολογική εξέλιξη, η δευτερεύουσα πόλωση εξαλείφεται.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 3. ΕΞΕΤΑΖΟΜΕΝΗ ΜΕΘΟΛΟΓΙΑ ΚΑΙ ΥΛΟΠΟΙΗΣΗ

- 3.1 Υπολογιστικό μοντέλο
 - 3.2 Εξέλιξη
 - 3.3 Υλοποίηση
 - 3.4 Επιπρόσθετος μηχανισμός μάθησης
-

3.1. Υπολογιστικό μοντέλο

Το θεμελιωδέστερο στοιχείο του ρομποτικού ελεγκτή είναι το υπολογιστικό μοντέλο το οποίο χρησιμοποιείται. Αν και δεν είναι απαραίτητο, έχει επιλεγεί το νευρωνικό δίκτυο το οποίο περιγράφεται στην εργασία [18], λόγω του συμβιβασμού μεταξύ απλότητας, βιολογικής πιστότητας και αποδοτικότητας που το χαρακτηρίζει. Το δίκτυο αυτό είναι αναλύσιμο σε συνεργαζόμενους επιμέρους «πράκτορες». Κύριος στόχος δεν είναι η περιγραφή ενός συγκεκριμένου υπολογιστικού μοντέλου, αλλά η τυποποίηση μίας επεκτάσιμης, κλιμακώσιμης μεθοδολογίας μοντελοποίησης προηγμένων συνθετικών γνωστικών μηχανισμών βασισμένων σε βιολογικά πρότυπα.

Η ανάδυση ευφύων συμπεριφορών προκύπτει τόσο από τη σταδιακή ανάπτυξη του γνωστικού συστήματος μέσω της αλληλεπίδρασής του με το φυσικό περιβάλλον, όσο και από τον έμφυτο σχεδιασμό των επιμέρους πρακτόρων, έναν σχεδιασμό ο οποίος βέβαια προκύπτει σταδιακά με τη βοήθεια εξελικτικών αλγορίθμων και δεν είναι προδιαγεγραμμένος. Η ανάπτυξη του γνωστικού συστήματος και η ανάδυση

συμπεριφορών μέσω αλληλεπίδρασης με το περιβάλλον απαιτούν τη χρήση αυτοοργανούμενων υπολογιστικών δομών ως πρακτόρων, με έμφυτη προσαρμοστικότητα και ικανότητα μάθησης. Για τον σκοπό αυτό η εργασία προκρίνει νευρωνικά δίκτυα λόγω της ευελιξίας τους και της δυνατότητάς τους να υλοποιηθούν ως συνεργαζόμενες αλλά αυτόνομες δομικές μονάδες σε ευρύτερες, σύνθετες υπολογιστικές δομές.

Το ενδιαφέρον είναι ότι αυτοί οι αυτόνομοι πράκτορες αλληλεπιδρούν με το εξωτερικό περιβάλλον μόνο ως σύνολο και με τη μεσολάβηση του υλικού «σώματος» του ρομπότ. Επίσης οι εν λόγω πράκτορες είναι εγγενώς σχεδιασμένοι ώστε να συνεργάζονται μεταξύ τους για την επίτευξη στόχων του συνολικού συστήματος, διατηρώντας ταυτόχρονα την ατομική τους υπόσταση και αυτονομία. Αυτή η σχεδίαση επιτρέπει τόσο την ανάδυση καινοφανών, συλλογικών συμπεριφορών όσο και την κατανεμημένη επίλυση ενός προβλήματος.

Η εργασία προϋποθέτει δύο είδη πρακτόρων: τους πράκτορες φλοιού (cortical agents) ή «νευρωνικούς χάρτες», οι οποίοι αναπαριστούν περιοχές του εγκεφαλικού φλοιού και αναλαμβάνουν την επεξεργασία, και τους πράκτορες σύνδεσης (link agents), οι οποίοι υποστηρίζουν τη ροή πληροφοριών μεταξύ διαφορετικών πρακτόρων φλοιού. Και οι δύο τύποι υλοποιούνται ως τεχνητά νευρωνικά δίκτυα. Σε κάθε επικοινωνία μεταξύ διαφορετικών μονάδων λαμβάνουν μέρος δύο πράκτορες φλοιού: η πηγή και ο παραλήπτης. Αν αναπαρασταθούν ως δύο καρτεσιανά επίπεδα με σημειωμένους τους νευρώνες τους ως σημεία, τότε ο πράκτορας σύνδεσης είναι το σύνολο των αξόνων που αποτελούν ζεύξεις μεταξύ κάποιων σημείων από το ένα επίπεδο (*διεγερτικών*) και σημείων από το άλλο επίπεδο (οι νευρώνες που δεν μεταδίδουν την έξοδό τους σε άλλους πράκτορες λέγονται *ανασταλτικοί*). Οι συντεταγμένες του άκρου λήψης αυτών των αξόνων πάνω στο επίπεδο-αποδέκτη και τα αντίστοιχα συναπτικά βάρη καθορίζουν πλήρως τον εν λόγω πράκτορα σύνδεσης. Αν τροποποιηθούν οι συντεταγμένες ενός άξονα στον παραλήπτη και βγουν εκτός των ορίων του αντίστοιχου επιπέδου (αναφέρεται δηλαδή πλέον σε ανύπαρκτους νευρώνες) τότε αυτός ο άξονας απενεργοποιείται.

Οι νευρώνες των πρακτόρων φλοιού χρησιμοποιούν μία μη γραμμική σιγμοειδή συνάρτηση ενεργοποίησης $S(y) = 1 / (1 + e^{-\alpha(y-\beta)})$, όπου α και β προκαθορισμένες παράμετροι. Ο ρυθμός πυροδότησης του κάθε νευρώνα κάθε στιγμή ενημερώνεται με βάση τον τύπο:

$$\mu \Delta X = -X + S(W_A \cdot A + W_E \cdot E - W_I \cdot I) \quad \text{Εξ. 3.1}$$

όπου:

μ σταθερά

X ο ρυθμός πυροδότησης του νευρώνα

W_A το διάνυσμα βαρών των συνάψεων που σχηματίζονται με τους γειτονικούς εισερχόμενους άξονες

W_E το διάνυσμα βαρών των συνάψεων που σχηματίζονται με τους γειτονικούς διεγερτικούς νευρώνες

W_I το διάνυσμα βαρών των συνάψεων που σχηματίζονται με τους γειτονικούς ανασταλτικούς νευρώνες

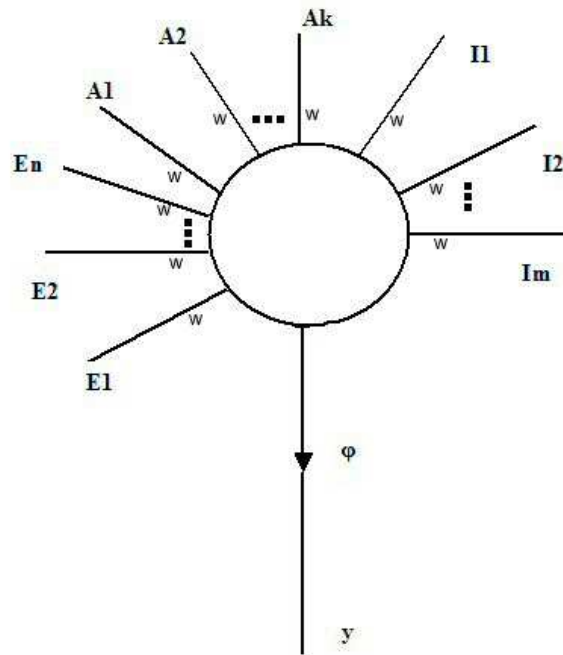
A το διάνυσμα ρυθμών πυροδότησης των γειτονικών εισερχόμενων αξόνων

E το διάνυσμα ρυθμών πυροδότησης των γειτονικών διεγερτικών νευρώνων

I το διάνυσμα ρυθμών πυροδότησης των γειτονικών ανασταλτικών νευρώνων

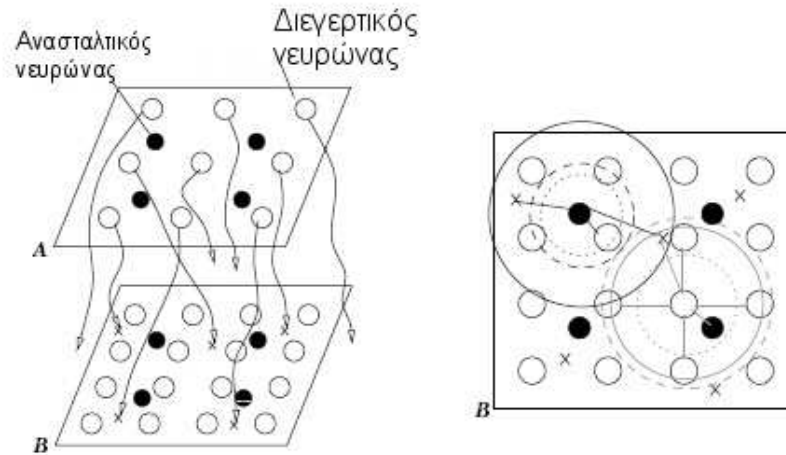
· η πράξη εσωτερικού γινομένου

Οι διεγερτικοί νευρώνες ενός πράκτορα φλοιού έχουν τις ίδιες τιμές στις παραμέτρους μ , α και β , ενώ οι ανασταλτικοί νευρώνες επίσης έχουν όλοι τις ίδιες τιμές σε αυτές τις παραμέτρους (διαφορετικές από τις τιμές των διεγερτικών). Κατ' ουσία πρόκειται για το ευρέως αποδεκτό μοντέλο βιολογικού νευρώνα Wilson-Cowan της υπολογιστικής νευροεπιστήμης (όπως στο [33]).



Σχήμα 3.1 Η λειτουργία του νευρώνα. Οι είσοδοί του διαμερίζονται στα τρία υποσύνολα A, E και I, ενώ η έξοδος του y_k αποτελεί τον τρέχοντα ρυθμό πυροδότησης του νευρώνα. Η συνάρτηση φ δίνεται από την Εξίσωση 3.1.

Συνολικά υπάρχουν σε κάθε επίπεδο τρία είδη συνάψεων (νευρώνας με άξονα, νευρώνας με γειτονικό ανασταλτικό νευρώνα και νευρώνας με γειτονικό διεγερτικό νευρώνα) τα οποία καθορίζονται με βάση ένα κυκλικό μέτρο τοπικότητας: ένας νευρώνας σχηματίζει σύναψη με όλους τους νευρώνες ή άξονες που βρίσκονται εντός συγκεκριμένης εμβέλειας. Η ακτίνα αυτής της εμβέλειας είναι διαφορετική για κάθε τύπο σύναψης. Ωστόσο αυτές οι τρεις τιμές εμβέλειας διαφέρουν για τους διεγερτικούς και για τους ανασταλτικούς νευρώνες. Μία απεικόνιση δύο νευρωνικών χαρτών φαίνεται στο Σχήμα 3.2:



Σχήμα 3.2 Οι νευρωνικοί χάρτες και η συναπτική συνδεσιμότητα κάθε νευρώνα. Όπως φαίνεται, ένας νευρώνας χαρακτηρίζεται από τρεις ακτίνες γειτνίασης, μία για κάθε τύπο σύναψης.

Σε κάθε σύναψη ανατίθεται ένας κανόνας μάθησης για τη δυναμική προσαρμογή των βαρών κατά τον χρόνο λειτουργίας του πράκτορα, ενώ χρησιμοποιούνται διαφορετικοί κανόνες για τους τρεις διαφορετικούς τύπους συνάψεων. Συνολικά, σε κάθε πράκτορα φλοιού, αντιστοιχούν τρεις κανόνες για τους διεγερτικούς νευρώνες και τρεις κανόνες για τους ανασταλτικούς νευρώνες. Οι κανόνες επιλέγονται από μία δεξαμενή δέκα δυνατών κανόνων (υποθέτουμε σύναψη βάρους W_{ab} από τον νευρώνα a , με ενεργοποίηση X_a , στον νευρώνα b , με ενεργοποίηση X_b):

Διαφορική Αποσυσχέτιση:

$$\Delta W_{ab} = - \frac{dX_a}{dt} \frac{dX_b}{dt} \quad \text{Εξ. 3.2}$$

όπου η ποσότητα $\frac{dX}{dt}$ προσεγγίζεται από την απλή εξίσωση διαφορών $X(t) - X(t-1)$.

Διαφορική Συσχέτιση:

$$\Delta W_{ab} = \frac{dX_a}{dt} \frac{dX_b}{dt} \quad \text{Εξ. 3.3}$$

όπου η ποσότητα $\frac{dX}{dt}$ προσεγγίζεται από την απλή εξίσωση διαφορών $X(t) - X(t-1)$.

Μετασυναπτική:

$$\Delta W_{ab} = W_{ab} (X_a - 1.0) X_b + (1.0 - W_{ab}) X_a X_b \quad \text{Εξ. 3.4}$$

Προσυναπτική:

$$\Delta W_{ab} = W_{ab} (X_b - 1.0) X_a + (1.0 - W_{ab}) X_a X_b \quad \text{Εξ. 3.5}$$

Συνδιακόμανση:

$$\Delta W_{ab} = \begin{cases} (1 - W_{ab})t & , \text{αν } t > 0 \\ W_{ab}t & , \text{διαφορετικά} \end{cases} \quad \text{Εξ. 3.6}$$

όπου $t = \tanh(2 - 4|X_a - X_b|)$.

Συνδεσιμότητα:

$$\Delta W_{ab} = 1 - W_{ab} \quad \text{Εξ. 3.7}$$

Μοντέλο Kohonen:

$$\Delta W_{ab} = X_a - W_{ab} \quad \text{Εξ. 3.8}$$

Μέθοδος PCA:

$$\Delta W_{ab} = X_b (X_a - X_b W_{ab}) \quad \text{Εξ. 3.9}$$

Αντιχημπιανός κανόνας I:

$$\Delta W_{ab} = \kappa - X_a X_b$$

Εξ. 3.10

όπου $\kappa > 0$ είναι μία παράμετρος μικρής τιμής για την αποφυγή εξαφάνισης της σύναψης.

Αντιχεμπιανός κανόνας II:

$$\Delta W_{ab} = \kappa + \frac{-2X_a X_b}{X_b^2 + 1}$$

Εξ. 3.11

όπου $\kappa > 0$ είναι μία παράμετρος μικρής τιμής για την αποφυγή εξαφάνισης της σύναψης.

Οι κανόνες αυτοί έχουν βιολογική υποστήριξη και, ενδεικτικά, περιγραφή τους μπορεί να βρεθεί στις εργασίες [25], [26], [28], [14], [8] και [9].

3.2. Εξέλιξη

Για τον καθορισμό των παραμέτρων των νευρώνων, των κανόνων μάθησης και του πλήθους των χαρτών και των πρακτόρων σύνδεσης, χρησιμοποιείται ένας γενετικός αλγόριθμος. Η παραγωγή επομένως των ελεγκτών γίνεται με την εξέλιξη του πληθυσμού σε διαδοχικές φάσεις «φυλογένεσης», οι οποίες εναλλάσσονται με φάσεις «λειτουργίας». Κατά τις φάσεις λειτουργίας τα εικονικά ρομπότ τα οποία καθοδηγούνται από τους ελεγκτές αλληλεπιδρούν με το περιβάλλον σε μία προσομοιωμένη «αρένα». Στο τέλος της κάθε φάσης λειτουργίας όλοι οι υποψήφιοι χαρακτηρίζονται πλέον από μία τιμή καταλληλότητας, με βάση την οποία στον πληθυσμό εφαρμόζονται διαδοχικά και πιθανοκρατικά οι γενετικοί τελεστές της επιλογής, της διασταύρωσης και της μετάλλαξης. Πρέπει να τονιστεί ότι στο γονιδίωμα δεν κωδικοποιούνται τα βάρη των συνάψεων, αλλά μόνο οι κανόνες μάθησης που τους ανατίθενται. Έτσι τα συναπτικά βάρη αποτελούν επίκτητα και όχι κληρονομήσιμα χαρακτηριστικά, με αποτέλεσμα τα ρομπότ να παρουσιάζουν τυχαία συμπεριφορά στην αρχή κάθε φάσης λειτουργίας, και όχι μόνο κατά τις πρώτες γενιές.

Το σημαντικότερο είναι πως με μία προσέγγιση τεχνητής ζωής μπορεί να ξεπεραστεί η ανάγκη εύρεσης μίας επακριβώς ορισμένης συνάρτησης καταλληλότητας. Η χρήση της τελευταίας, πέραν του ότι η εύρεση μίας αποδοτικής συνάρτησης καταλληλότητας μπορεί να είναι δύσκολη για κάποιο πρόβλημα, περιορίζει τη δυνατότητα γενίκευσης του αποτελέσματος της εξέλιξης: οι προκύπτουσες δομές είναι κατάλληλες μόνο για ένα συγκεκριμένο ζήτημα. Στόχος επομένως δεν είναι να κατασκευάσουμε ένα ρομπότ το οποίο θα επιλύει κάποιο συγκεκριμένο πρόβλημα, αλλά να καθορίσουμε μία γενικής χρήσης μεθοδολογία, με την αξιοποίηση της οποίας το ρομπότ θα μπορεί να επιλύει με τελείως αυτόνομο τρόπο πολλαπλά προβλήματα. Προφανή μειονεκτήματα είναι ότι, λόγω της εγγενώς αυξημένης τυχαιότητας κατά την αναζήτηση και εξαιτίας της ενδογενούς συνάρτησης καταλληλότητας, ο απαιτούμενος χρόνος για την εύρεση μίας αποδεκτής λύσης ίσως να είναι εξαιρετικά μεγάλος και να μην υπάρχουν επαρκή περιθώρια ελέγχου της συμπεριφοράς του ρομπότ από τον προγραμματιστή.

Η προσέγγιση της τεχνητής ζωής αποτελεί μία πιθανή απάντηση στο ζήτημα της επιλογής κατάλληλης συνάρτησης καταλληλότητας, όπως αυτό έχει εμφανιστεί στη βιβλιογραφία της εξελικτικής ρομποτικής την τελευταία δεκαετία. Εργασίες σαν τη [8], την [2] και την [22] τονίζουν την ανάγκη η συνάρτηση καταλληλότητας να είναι όσο το δυνατόν πιο έμμεση και συμπεριφορική, επιβραβεύοντας τους υποψήφιους με βάση την ολική συμπεριφορά και αλληλεπίδρασή τους με το περιβάλλον, έτσι ώστε η παρεμβολή της γνώσης των σχεδιαστών για το πρόβλημα να ελαχιστοποιηθεί και η εξελικτική δυναμική να είναι περισσότερο ελεύθερη να εξερευνήσει πιθανές λύσεις. Η επιλογή των γονέων με βάση απλώς την υγεία τους στο τέλος κάθε φάσης λειτουργίας στο πλαίσιο ενός υποτυπώδους τεχνητού «οικοσυστήματος», όπως προτείνει η προσέγγιση της τεχνητής ζωής, αποτελεί έναν τρόπο επίτευξης ακριβώς αυτού του σκοπού, με τη μακροπρόθεσμη προοπτική ο τελικός ρομποτικός ελεγκτής να είναι τόσο προσαρμόσιμος που να μπορεί να επιλύει ακόμα και προβλήματα διαφορετικά από αυτά με τα οποία εξελίχθηκε.

Ένα απλοϊκό παράδειγμα είναι το πρόβλημα της αποφυγής εμποδίων: αντί ο προγραμματιστής να χρειάζεται να βρει κατάλληλες συναρτήσεις καταλληλότητας, το μόνο που έχει να κάνει είναι να περιγράψει ζώνες επικινδυνότητας σε μία εικονική

αναπαράσταση του χώρου όπου πρόκειται να δράσει το ρομπότ. Για παράδειγμα οι περιοχές κοντά στα εμπόδια μπορεί να οδηγούν σε υψηλή πιθανότητα άμεσου θανάτου για τον υποψήφιο που πλησιάζει αυτές τις ζώνες. Όταν η προσομοίωση αρχίσει να εκτελείται, μέσω τυπικών διαδικασιών γενετικής διαφοροποίησης και φυσικής επιλογής, θα επιβιώσουν σταδιακά μόνο υποψήφιοι που αξιοποιούν τα αισθητηριακά δεδομένα τους για να αποφεύγουν τα εμπόδια (τις «επικίνδυνες ζώνες»). Επιπρόσθετα είναι δυνατόν να υπάρχει ένας μηχανισμός ανανέωσης της εσωτερικής ενέργειας των υποψηφίων, καθώς όσο περνά ο χρόνος η διαθέσιμη ενέργειά τους μειώνεται και, σε περίπτωση μηδενισμού της, το ρομπότ «πεθαίνει», αδυνατώντας επομένως να αφήσει απογόνους στην επόμενη γενιά. Η ανανέωση της ενέργειας / «υγείας» μπορεί να γίνεται μέσω της επαφής του ρομπότ με σημεία «βλάστησης» ειδικού χρωματισμού, τα οποία αποτελούν έτσι την «τροφή» του. Όταν συνεξελίσσονται πολλαπλά ρομπότ, τα σημεία αυτά οδηγούν στην ανάπτυξη μίας δυναμικής ανταγωνισμού για σπάνιους πόρους.

Η ανανέωση των γενιών γίνεται με συνηθισμένους εξελικτικούς τελεστές σε τακτά χρονικά διαστήματα. Μόνο τα ρομπότ που έχουν επιζήσει με αρκετή ενέργεια μέχρι τη στιγμή αναπαραγωγής αφήνουν απογόνους, ενώ ανά πάσα στιγμή το ρομπότ έχει πρόσβαση στο τρέχον ποσό ενέργειάς του (τροφοδοτείται ως είσοδος). Οι υποψήφιοι της πρώτης γενιάς ξεκινούν με δύο πράκτορες φλοιού, εκ των οποίων ο ένας συνδέεται με τους αισθητήρες (είσοδος) και ο άλλος με τον κινηματικό μηχανισμό (έξοδος). Όσο περισσότερους πράκτορες φλοιού έχει ένας υποψήφιος, τόσο περισσότερη ενέργεια δαπανά· έτσι η εξέλιξη πρέπει να βρει μία χρυσή τομή μεταξύ πολυπλοκότητας και απλότητας στους ελεγκτές. Ακόμα, για την περίπτωση που λόγω έλλειψης επαρκών εξελικτικών πιέσεων κατά τις πρώτες γενιές αδυνατεί να ξεκινήσει πραγματικά η εξέλιξη («πρόβλημα της εκκίνησης»), μπορεί να χρησιμοποιηθεί μία επακριβώς ορισμένη συνάρτηση καταλληλότητας (π.χ. επιβράβευση για κίνηση σε ευθεία γραμμή) η οποία μετά από κάποιες γενιές θα αφαιρεθεί.

Τελικά με την προσέγγιση αυτή πετυχαίνουμε μεταφορά πληροφορίας από τη συνάρτηση καταλληλότητας στην περιγραφή του «οικοσυστήματος». Η προσέγγιση της TZ μπορεί να παράσχει μακροπρόθεσμα τη ζητούμενη ικανότητα της γενίκευσης: σε ένα περίπλοκο οικοσύστημα πολυσύνθετες και ευέλικτες συμπεριφορές είναι

δυνατόν να αναδυθούν από ένα μικρό σύνολο προτάσεων που περιγράφουν το εικονικό περιβάλλον, συμπεριφορές που ίσως είναι αδύνατον να κωδικοποιηθούν από κάποια επακριβώς ορισμένη συνάρτηση καταλληλότητας. Το ζητούμενο επομένως για την εξέλιξη μέσω TZ είναι η ορθή περιγραφή ενός επαρκώς πολύπλοκου οικοσυστήματος, έτσι ώστε προκειμένου να επιβιώσει ένα ρομπότ να πρέπει να αναπτύξει αυθόρμητα «ένστικτα» αποφυγής εμποδίων, συμπεριφοράς καθοδηγούμενης από στόχους, περιοδικής επαναφόρτισης κλπ. Το σημαντικό είναι ότι εμείς δεν εκπαιδεύουμε ρητά το ρομπότ για τίποτα από αυτά, ενώ όσο πιο ρεαλιστικό είναι το περιβάλλον τόσο αυξάνεται η πιθανότητα για επίτευξη αυτόνομης επίλυσης πολλαπλών προβλημάτων (π.χ. ένας επαρκώς εξελιγμένος υποψήφιος θα πρέπει να μπορεί να «λύνει» απλές καταστάσεις που τον εμποδίζουν να φτάσει στην τροφή του). Η βασική διαφορά από τον τυπικό γενετικό αλγόριθμο έγκειται στον τρόπο με τον οποίον γίνεται η αξιολόγηση των υποψηφίων, για την παραγωγή του πληθυσμού της επόμενης γενιάς. Ακολουθεί ένας ψευδοκώδικας ο οποίος περιγράφει συνοπτικά την εξελικτική διαδικασία:

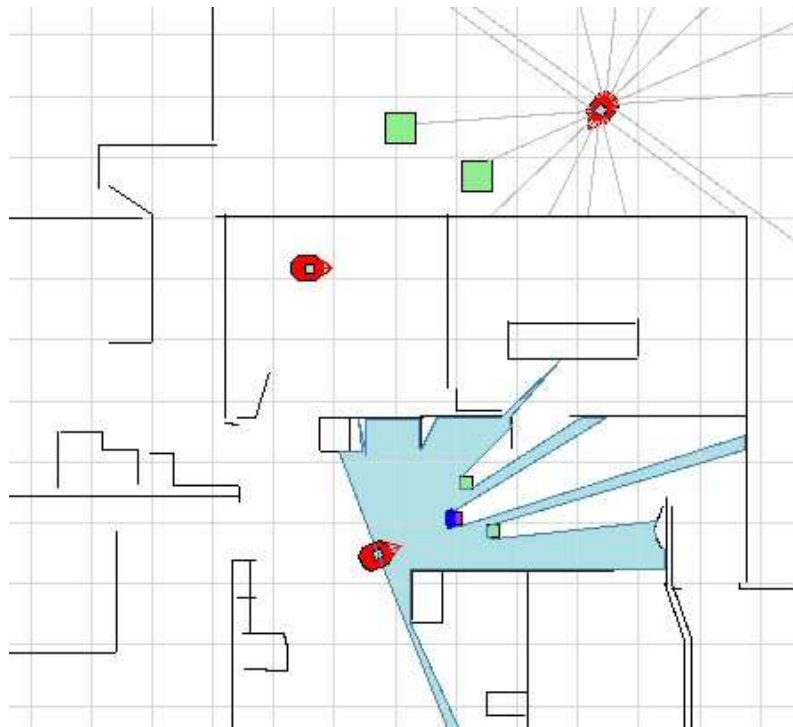
Ψευδοκώδικας 3.1

```

1:   Γενιά  $g = 1$ ;
2:   Τυχαία Αρχικοποίηση Πληθυσμού  $P(g)$ ;
3:   Όσο ( $g < \text{Πλήθος Γενεών}$ )
4:   {           Αξιολόγηση καταλληλότητας των υποψηφίων του  $P(g)$ ;
5:             Επιλογή Γονέων;
6:             Διασταύρωση Γονέων και δημιουργία πληθυσμού  $P_{\text{new}}$ ;
7:             Μετάλλαξη υποψηφίων του  $P_{\text{new}}$ ;
8:              $g = g + 1$ ;  $P(g) = P_{\text{new}}$ ;
9:   }
```

3.3. Υλοποίηση

Η υλοποίηση έχει γίνει με ένα πρόγραμμα σε C++, στηριγμένο στην αντικειμενοστρεφή και φορητή βιβλιοθήκη ανάπτυξης ρομποτικού λογισμικού ARIA ([35]). Η τελευταία συνοδεύεται από έναν προσομοιωτή κινητών ρομπότ και του περιβάλλοντος όπου κινούνται (MobileSim), καθώς και από ένα λογισμικό κατασκευής χαρτών / αρένων για τον εν λόγω προσομοιωτή (Mapper3). Οι υποστηριζόμενοι τύποι ρομπότ, τόσο από τη βιβλιοθήκη όσο και από τον προσομοιωτή, είναι τα πραγματικά υλικά μοντέλα της εταιρείας MobileRobots Inc. Ο προσομοιωτής προσθέτει εκ προεπιλογής χαμηλού επιπέδου θόρυβο στα αισθητηριακά δεδομένα με τα οποία τροφοδοτεί τα εικονικά ρομπότ.



Σχήμα 3.3 Εικόνα από τον προσομοιωτή MobileSim

Κάθε ρομπότ μοντελοποιείται με ένα αντικείμενο τύπου ArRobot (εγγενής κλάση της ARIA) το οποίο, κατά τις φάσεις λειτουργίας που περιγράφηκαν προηγουμένως, δέχεται ανά τακτά χρονικά διαστήματα (εκ προεπιλογής κάθε 100 msec) ένα πακέτο δεδομένων από τον προσομοιωτή. Ένα τέτοιο χρονικό διάστημα το ονομάζουμε «κιναισθητικό κύκλο». Το πακέτο αυτό περιέχει τρέχοντα δεδομένα από τους ρομποτικούς αισθητήρες, καθώς και πληροφορίες όπως η τρέχουσα ταχύτητα και

κατεύθυνση κίνησης του ρομπότ. Με κάθε λήψη αυτού του πακέτου αυτομάτως εκτελείται σε ξεχωριστό νήμα μία διαδικασία ανάγνωσης των δεδομένων, κανονικοποίησής τους στο πραγματικό διάστημα $[0, 1]$ και ενημέρωσης κατάλληλων δομών του αντίστοιχου αντικειμένου ArRobot («Brain Activation Task»). Στη συνέχεια, στο πλαίσιο αυτού του ξεχωριστού νήματος, ο έλεγχος μεταβιβάζεται σε μία μέθοδο υπεύθυνη για τη διεκπεραίωση των λειτουργιών του νευρωνικού δικτύου (ενημέρωση των ρυθμών πυροδότησης των νευρώνων και – ακολούθως – ενημέρωση των συναπτικών βαρών κάθε χάρτη).

Τα αισθητηριακά δεδομένα τροφοδοτούν τις εισόδους κάποιων προεπιλεγμένων νευρώνων του πρώτου πράκτορα φλοιού. Στη συνέχεια ενημερώνονται διαδοχικά όλοι οι ρυθμοί πυροδότησης και τα βάρη των υπόλοιπων νευρωνικών χαρτών, συνυπολογίζοντας τις πληροφορίες που κατευθύνονται σε αυτούς μέσω πρακτόρων σύνδεσης, και τελικά εκτελεί την εν λόγω λειτουργία για τον δεύτερο πράκτορα φλοιού. Από προεπιλεγμένους, σταθερούς νευρώνες του τελευταίου προκύπτουν τότε τα ορίσματα εντολών κίνησης προς το ρομπότ, οι οποίες αποστέλλονται στον προσομοιωτή. Οι εντολές αυτές καθορίζουν i) την ταχύτητα των τροχών (σε mm/sec), και ii) τη γωνία κατά την οποία το ρομπότ πρέπει να αλλάξει προσανατολισμό (σε μοίρες). Στη συνέχεια το νήμα τερματίζεται. Προφανώς, κατά τη διάρκεια μίας φάσης λειτουργίας όπου τα ρομπότ περιπλανώνται στην εικονική αρένα, για κάθε ρομπότ (και άρα για κάθε αντικείμενο τύπου ArRobot) εκτελείται στο παρασκήνιο ένα διαφορετικό νήμα Brain Activation Task κάθε φορά που καταφθάνει από τον προσομοιωτή ένα νέο πακέτο δεδομένων.

Ο γενετικός αλγόριθμος υλοποιήθηκε με χρήση επιλογής ρουλέτας και άμεση κωδικοποίηση των γονιδίων στο χρωμόσωμα (χωρίς μετασηματισμό σε δυαδική συμβολοσειρά). Μετά την επιλογή καθένας από τους επιλεγμένους υποψηφίους έχει μια πιθανότητα να διασταυρωθεί με κάποιον άλλον (με διασταύρωση ενός σημείου) και να αντικατασταθούν και οι δύο από τα θυγατρικά τους χρωμοσώματα. Σε κάθε περίπτωση όμως οι δύο πιο επιτυχημένοι υποψήφιοι της προηγούμενης γενιάς διατηρούνται πάντα στον νέο πληθυσμό, σε πέντε αντίγραφα ο καθένας. Τελικά όλα τα χρωμοσώματα της νέας γενιάς υφίστανται μετάλλαξη σε κάθε γονιδίο τους ξεχωριστά με πολύ μικρή πιθανότητα. Η μετάλλαξη για τους ακεραιούς σημαίνει

τυχαία επιλογή ενός νέου ακεραίου μες στο κατάλληλο εύρος, ενώ για τους πραγματικούς αριθμούς σημαίνει προσθήκη γκαουσιανού θορύβου στην προϋπάρχουσα τιμή του γονιδίου.

Κατά τη διασταύρωση δεν είναι εξίσου πιθανό το επιλεγμένο σημείο διασταύρωσης να βρίσκεται σε οποιοδήποτε γονίδιο: δύο υποψήφιοι μπορούν να ανταλλάξουν ολοκληρωμένους νευρωνικούς χάρτες / πράκτορες φλοιού, αλλά ένας χάρτης δεν είναι δυνατόν να «διασπαστεί» και τα διαφορετικά τμήματά του να καταλήξουν σε διαφορετικούς υποψηφίους της νέας γενιάς. Επομένως οι παράμετροι κάθε χάρτη του πληθυσμού μπορούν να αλλάξουν μόνο μέσω μετάλλαξης.

Κατά τη φάση λειτουργίας, όσο ένας υποψήφιος αξιολογείται, κάθε ρομπότ ξεκινά με μία αρχική ενέργεια / «υγεία» ίση με 1500 μονάδες. Η τιμή αυτή μειώνεται κατά n μονάδες σε κάθε κιναισθητικό κύκλο, όπου n το πλήθος των νευρωνικών χαρτών του ρομποτικού ελεγκτή, και επιπρόσθετα 75 μονάδες για κάθε σύγκρουση με τοίχο ή εμπόδιο. Ωστόσο αυξάνεται κατά 200 μονάδες κάθε φορά που το ρομπότ έρχεται σε επαφή με τροφή.

Η επιλογή των υποψηφίων για αναπαραγωγή γίνεται μέχρι την εκατοστή γενιά με κριτήριο την ολική τιμή καταλληλότητας που τους έχει ανατεθεί κατά τη φάση λειτουργίας, ενώ από την εκατοστή γενιά κι έπειτα μπορεί είτε να συνεχίσει να γίνεται έτσι («εξέλιξη μέσω τυπικού γενετικού αλγορίθμου»), ή με κριτήριο την υγεία των υποψηφίων στο τέλος της φάσης λειτουργίας («εξέλιξη τεχνητής ζωής»). Η συνάρτηση καταλληλότητας που αξιολογεί τους υποψηφίους δίνεται από τον παρακάτω τύπο:

$$F = \frac{10k}{b} \sum_M \left(\frac{dist}{100} + \frac{vel}{5} \right) p^2 \quad \text{Εξ. 3.12}$$

όπου M είναι το πλήθος των κιναισθητικών κύκλων για τους οποίους αξιολογούμε κάθε υποψήφιο (ουσιαστικά επομένως η διάρκεια μίας φάσης λειτουργίας), k το πλήθος των σημείων τροφής τα οποία βρήκε το ρομπότ καθ' όλη τη διάρκεια των M κύκλων, b το ολικό πλήθος των συγκρούσεων που είχε το ρομπότ με τοίχους ή

εμπόδια, $dist$ η απόσταση που έχει διανύσει το ρομπότ μεταξύ δύο διαδοχικών κιναισθητικών κύκλων (σε χιλιοστά του μέτρου), vel η τρέχουσα ταχύτητα του ρομπότ κατά τη διάρκεια ενός κιναισθητικού κύκλου (σε χιλιοστά ανά δευτερόλεπτο) και p η ελάχιστη απόσταση μεταξύ του ρομπότ και εμποδίων ή τοίχων κατά τον τρέχοντα κιναισθητικό κύκλο (κανονικοποιημένη στο πραγματικό διάστημα $[0, \frac{3}{2}]$).

Σημειωτέον ότι η ταχύτητα vel προσμετράται στον υπολογισμό μόνο αν είναι θετική (αρνητική ταχύτητα σημαίνει πως το ρομπότ κινείται όπισθεν).

Όπως συμβαίνει συνήθως στην εξελικτική ρομποτική, η εν λόγω συνάρτηση καταλληλότητας κατασκευάστηκε *ad hoc*, ειδικά για τις συγκεκριμένες συνθήκες προσομοίωσης και αλληλεπίδρασης ρομπότ – περιβάλλοντος, μετά από μία διαδικασία δοκιμής και σφάλματος, με στόχο να μεγιστοποιήσει ρητά την ικανότητα των υποψηφίων να κινούνται προς τα εμπρός αποφεύγοντας εμπόδια και αναζητώντας τροφή. Πρόκειται επομένως για μία λειτουργική συνάρτηση καταλληλότητας (σύμφωνα με την ορολογία του [8]), προφανώς ακατάλληλη για προσομοιώσεις τεχνητής ζωής και πειράματα ανοιχτής εξέλιξης.

Οι νευρωνικοί χάρτες υλοποιούνται ως σταθερού μεγέθους τετραγωνικά πλέγματα νευρώνων (8x8), επομένως σε κάθε πράκτορα φλοιού ορίζονται 32 διεγερτικοί νευρώνες. Κάθε νευρωνικός χάρτης κωδικοποιείται με 82 γονίδια: 6 πραγματικούς αριθμούς για τον καθορισμό των παραμέτρων (μ , α , β) των διεγερτικών και των ανασταλτικών νευρώνων, 6 ακέραιους αριθμούς για τον καθορισμό των κανόνων μάθησης για κάθε τύπο σύναψης, 6 ακέραιους αριθμούς για τον καθορισμό των ακτίνων συνδεσιμότητας για κάθε τύπο σύναψης και 64 ακέραιους αριθμούς για τον καθορισμό των συντεταγμένων στόχευσης (x , y) του πράκτορα σύνδεσης που ξεκινά από τον εν λόγω πράκτορα φλοιού. Επίσης ορίζεται ένα γονίδιο το οποίο καθορίζει τον χάρτη όπου στοχεύει ο πράκτορας σύνδεσης, αλλά στην παρούσα υλοποίηση είναι «κλειδωμένο» (αμετάβλητο) αφού το πλήθος των νευρωνικών χαρτών είναι μόνο δύο και, για λόγους υπολογιστικού φόρτου, παραμένει σταθερό κατά τη διάρκεια της εξέλιξης.

3.4. Επιπρόσθετος μηχανισμός μάθησης

Εκτός από την παραπάνω βασική υλοποίηση, τα νευρωνικά δίκτυα υλοποιήθηκαν και με έναν επιπρόσθετο μηχανισμό μάθησης εμπνευσμένο από τα GasNet [10]. Κάθε νευρώνας μπορεί υπό συνθήκες να «εκπέμψει» ένα από δύο δυνατά «αέρια» τα οποία αλλάζουν την κλίση της σιγμοειδούς συνάρτησης ενεργοποίησης στους γειτονικούς του νευρώνες. Το ποσοστό αυτής της αλλαγής, ο τύπος του αερίου που εκπέμπεται από κάθε νευρώνα (αέριο 1, αέριο 2 ή κανένα αέριο), η ακτίνα r της εμβέλειας κάθε νευρώνα και οι συνθήκες εκπομπής για κάθε νευρώνα (με βάση ένα κατώφλι ρυθμού πυροδότησης, ή με βάση ένα κατώφλι συγκέντρωσης αερίου στην περιοχή του) είναι γενετικές παράμετροι που κωδικοποιούνται στο γονιδίωμα του νευρωνικού χάρτη. Σημειωτέον ότι οι τιμές των κατωφλίων είναι πάντα σταθερές (0.5 για τον ρυθμό πυροδότησης και 0.1 για τη συγκέντρωση αερίου) και αυτό που εξελίσσεται γενετικά είναι το ποιο από τα δύο χρησιμοποιείται σε κάθε νευρώνα.

Όταν κάποιος νευρώνας – «πηγή» εκπέμψει ένα αέριο, η συγκέντρωση του τελευταίου σε έναν γειτονικό νευρώνα ο οποίος απέχει απόσταση d από την πηγή υπολογίζεται συναρτήσει του χρόνου από τον εξής τύπο:

$$C(d, t) = C_0 T(t) e^{\frac{-2d}{r}}, \quad \text{αν } d < r \quad \text{Εξ. 3.13}$$

$$C(d, t) = 0 \quad \text{, διαφορετικά}$$

όπου C_0 είναι γενετικά καθορισμένη κοινή σταθερά, ενώ η συνάρτηση $T(t)$ μοντελοποιεί την αύξηση ή τη μείωση της συγκέντρωσης αερίου αφότου ο νευρώνας - πηγή αρχίζει ή σταματά να εκπέμψει. Ισχύει:

$$T(t) = H\left(\frac{t-te}{s}\right), \quad \text{Εξ. 3.14}$$

αν η πηγή εκπέμπει, και

$$T(t) = H\left(H\left(\frac{ts-te}{s}\right) - H\left(\frac{t-ts}{s}\right)\right), \quad \text{Εξ. 3.15}$$

αν η πηγή έχει σταματήσει να εκπέμπει

όπου t_s είναι η χρονική στιγμή κατά την οποία η πηγή σταμάτησε τελευταία να εκπέμπει, t_e η χρονική στιγμή κατά την οποία η πηγή άρχισε τελευταία να εκπέμπει, s μία γενετικά καθορισμένη παράμετρος (ξεχωριστή για κάθε εκπέμποντα νευρώνα) και η συνάρτηση H δίνεται από τον τύπο:

$$\begin{aligned} H(x) &= 0 && , \text{αν } x \leq 0 && \text{Εξ. 3.16} \\ H(x) &= x && , \text{αν } 0 < x < 1 \\ H(x) &= 1 && , \text{διαφορετικά} \end{aligned}$$

Επομένως η συγκέντρωση του αερίου στην περιοχή ενός εκπέμποντα νευρώνα μοντελοποιείται με μία γκαουσιανή επικεντρωμένη στον νευρώνα. Το ύψος της γκαουσιανής σε κάθε σημείο αυξάνεται ή μειώνεται, αναλόγως με το αν η πηγή συνεχίζει ή έχει σταματήσει να εκπέμπει. Η ολική συγκέντρωση αερίου σε ένα σημείο του νευρωνικού χάρτη προκύπτει από την άθροιση των συγκεντρώσεων που οφείλονται σε όλους τους εκπέμποντες νευρώνες.

Όπως προαναφέρθηκε υπάρχουν δύο τύποι αερίου. Το αέριο 1 αυξάνει την παράμετρο a ενός νευρώνα (η οποία ορίζει την κλίση της συνάρτησης ενεργοποίησης του τελευταίου), ενώ το αέριο 2 τη μειώνει. Και στις δύο περιπτώσεις, η αλλαγή της παραμέτρου είναι ανάλογη της ολικής συγκέντρωσης των δύο αερίων στο συγκεκριμένο σημείο. Ισχύει η σχέση:

$$a(t) = a^0 + \omega_1 C_1(t) - \omega_2 C_2(t) \quad \text{Εξ. 3.17}$$

όπου a^0 είναι η προεπιλεγμένη από τον γενετικό αλγόριθμο τιμή a (είναι διαφορετική για τους ανασταλτικούς και διαφορετική για τους διεγερτικούς νευρώνες ενός χάρτη), ω_1 και ω_2 είναι σταθερές κοινές σε όλο τον νευρωνικό χάρτη οι οποίες επίσης κωδικοποιούνται γενετικά (λαμβάνουσες τιμές στο πραγματικό διάστημα $[0, 2]$), ενώ $C_1(t)$ και $C_2(t)$ είναι οι συγκεντρώσεις των δύο αερίων στην περιοχή του νευρώνα κατά τη χρονική στιγμή t . Σημειώτεον πως η συγκέντρωση αερίου λαμβάνει πάντα τιμές στο πραγματικό διάστημα $[0, 1]$, ενώ ένας νευρώνας δεν επηρεάζεται από το αέριο που ο ίδιος εκπέμπει.

Η ύπαρξη αυτού του μηχανισμού σημαίνει πως ένα επιπρόσθετο μοντέλο πλαστικότητας του νευρωνικού δικτύου συνεισφέρει στις μαθησιακές δυνατότητες του τελευταίου, πέρα από τη συνήθη χεμπιανή μάθηση η οποία λειτουργεί ανά σύναψη. Ο μηχανισμός αυτός επηρεάζει ολόκληρες περιοχές των νευρωνικών χαρτών και είναι ικανός να τροποποιήσει την έξοδο ενός νευρώνα ακόμα και αν οι εισοδοί του και τα συναπτικά του βάρη παραμείνουν σταθερά. Σε εργασίες όπως η [30] έχει διαπιστωθεί η αυξημένη δυνατότητα των GasNet να προσαρμόζονται σε εισόδους οι οποίες μεταβάλλονται χρονικά με κανονικό τρόπο, οδηγώντας το δίκτυο σε έκφραση περιοδικών μοτίβων νευρωνικής ενεργοποίησης καθοδηγούμενων από την αλληλεπίδραση με το περιβάλλον.

Στην παρούσα εργασία η υλοποίηση του μηχανισμού νευροδιαμόρφωσης επεκτείνει το χρωμοσωματικό μήκος κάθε νευρωνικού χάρτη κατά:

- 64 γονίδια για τον καθορισμό των συνθηκών εκπομπής αερίου ανά νευρώνα
- 64 γονίδια για τον καθορισμό του τύπου του εκπεμπόμενου αερίου ανά νευρώνα
- 64 γονίδια για τον καθορισμό της ακτίνας r ανά νευρώνα
- 64 γονίδια για τον καθορισμό της παραμέτρου s ανά νευρώνα
- 1 γονίδιο για τον καθορισμό της παραμέτρου C_0
- 2 γονίδια για τον καθορισμό των παραμέτρων ω_1 και ω_2

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 4. ΠΕΙΡΑΜΑΤΑ

4.1 Πειράματα

Για τον έλεγχο των αποτελεσμάτων καθορίστηκε ένα σύνολο πειραμάτων τα οποία αξιοποιούν τις εξής δυνατότητες που παρέχουν από κοινού ο προσομοιωτής MobileSim και η βιβλιοθήκη Arja:

- τη δυνατότητα προσομοίωσης ενός ή περισσότερων κινούμενων τροχοφόρων ρομπότ σε μία αρένα με προκαθορισμένους τοίχους
- τη δυνατότητα προσομοίωσης διάσπαρτων «κιβωτίων» / εμποδίων στην αρένα
- τη δυνατότητα προσομοίωσης διαφορετικού τύπου, διάσπαρτων «κιβωτίων» / εμποδίων στην αρένα, χαρακτηριζόμενων από υψηλή ανακλαστικότητα φωτός
- τη δυνατότητα προσομοίωσης αισθητήρων λέιζερ και σόναρ για τα ρομπότ, εκ των οποίων οι αισθητήρες λέιζερ επιστρέφουν και μία ακέραια τιμή ανακλαστικότητας (στο διάστημα $[0, 255]$) πέρα από μία πραγματική τιμή απόστασης (στο διάστημα $[0, 5000]$ για τα σόναρ και στο διάστημα $[0, 32000]$ για τα λέιζερ).
- τη δυνατότητα καθορισμού «απαγορευμένων περιοχών» στην αρένα, η εγγύτητα των οποίων ως προς το ρομπότ γίνεται αντιληπτή κάθε στιγμή μέσω ειδικών «εικονικών αισθητήρων εμβέλειας», που παρέχουν επιπρόσθετα αισθητηριακά δεδομένα στο ρομπότ.

Με δεδομένα τα εργαλεία αυτά, κατασκευάσαμε μία αρένα (δείτε το Σχήμα 4.1) αποτελούμενη από κενό χώρο, τοίχους και διάσπαρτα κιβώτια υψηλής ανακλαστικότητα, τα οποία αντιστοιχούν σε «τροφή» / «βλάστηση» με την οποία ένα ρομπότ ανανεώνει την υγεία / ενέργειά του. Στόχος ήταν να εξελίξουμε έναν νευρωνικό ελεγκτή ικανό να πλοηγείται στον χώρο αποφεύγοντας τοίχους και εμπόδια, ενώ παράλληλα αναζητά την τροφή του. Η εξέλιξη αυτή έγινε με δύο διαφορετικούς τρόπους, οδηγώντας σε δύο διαφορετικές λύσεις: πρώτα με εξέλιξη μέσω τυπικού γενετικού αλγορίθμου (όπου κριτήριο επιλογής είναι πάντα η τιμή καταλληλότητας των υποψηφίων) και κατόπιν με εξέλιξη μέσω τεχνητής ζωής (όπου μετά την εκατοστή γενιά κριτήριο επιλογής είναι η υγεία των υποψηφίων).



Σχήμα 4.1 Η πρώτη αρένα. Τα μωβ παραλληλόγραμμα είναι οι περιοχές βλάστησης / τροφής

Στη συνέχεια ο καλύτερος υποψήφιος που προέκυψε από την τελευταία γενιά κάθε τύπου εξέλιξης τοποθετήθηκε σε μία δεύτερη αρένα που κατασκευάσαμε (δείτε το Σχήμα 4.2), με διαφορετική διαρρύθμιση χώρου, διαφορετική κατανομή τροφής, επιπρόσθετα κιβώτια / εμπόδια χωρίς υψηλή ανακλαστικότητα και ορισμένες «επικίνδυνες ζώνες», τις οποίες αν διαβεί το ρομπότ η υγεία του μειώνεται σημαντικά. Στόχος ήταν η μέτρηση της ικανότητας πλοήγησης του ρομπότ σε έναν άγνωστο χάρτη με αποφυγή εμποδίων και εύρεση τροφής, αλλά και αποφυγή των επικίνδυνων ζωνών. Πρόκειται συνολικά επομένως για ένα καινούργιο πρόβλημα, διαφορετικό από αυτό για το οποίο οι υποψήφιοι εξελίχθηκαν, και άρα αυτό που μετράται είναι η ικανότητα γενίκευσης των ρομποτικών ελεγκτών με βάση την αλληλεπίδρασή τους με το περιβάλλον. Έτσι σημειώνεται η τιμή καταλληλότητάς τους καθώς κινούνται σε αυτή τη νέα αρένα για διάστημα 10000 κιναισθητικών κύκλων. Η τιμή αυτή προκύπτει από μία παραλλαγή της Εξίσωσης 3.12, όπου επιπρόσθετα, κάθε φορά που το ρομπότ εισέρχεται σε επικίνδυνη ζώνη η καταλληλότητά του μειώνεται κατά 10% (την ίδια μείωση υφίσταται και η υγεία του).

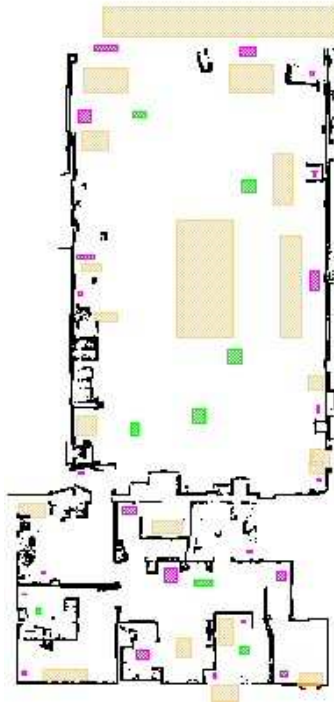
Παράλληλα, ο συντελεστής $\frac{10k}{b}$ στην Εξίσωση 3.12 έχει αντικατασταθεί, έτσι ώστε η συνεισφορά της εύρεσης τροφής ή των συγκρούσεων με εμπόδια στην καταλληλότητά του να υπολογίζεται ξεχωριστά ανά κιναισθητικό κύκλο. Τελικά προκύπτει η εξής εξίσωση καταλληλότητας:

$$F(t+1) = k \left[F(t) + \left(\frac{dist}{100} + \frac{vel}{5} \right) p^2 \right] \quad \text{Εξ. 4.1}$$

, με $F(0) = 0$ και το k να λαμβάνει τιμές από 0.80 έως 1.10. Η ακριβής τιμή του προκύπτει με το εξής σκεπτικό: σε κάθε κιναισθητικό κύκλο η καταλληλότητα αυξάνεται κατά 10% αν το ρομπότ έρχεται σε επαφή με τροφή, ενώ μειώνεται κατά 10% αν βρίσκεται σε επικίνδυνη ζώνη ή αν συγκρούεται με τοίχους / εμπόδια. Επιπρόσθετα, αν το ρομπότ δεν βρίσκεται σε επικίνδυνη ζώνη αλλά μία τέτοια βρίσκεται κοντινότερα από οποιονδήποτε άλλον τοίχο ή αντικείμενο, τότε η υγεία και η καταλληλότητα του ρομπότ μειώνονται κατά 0-10%, αναλόγως με τον αντίστροφο

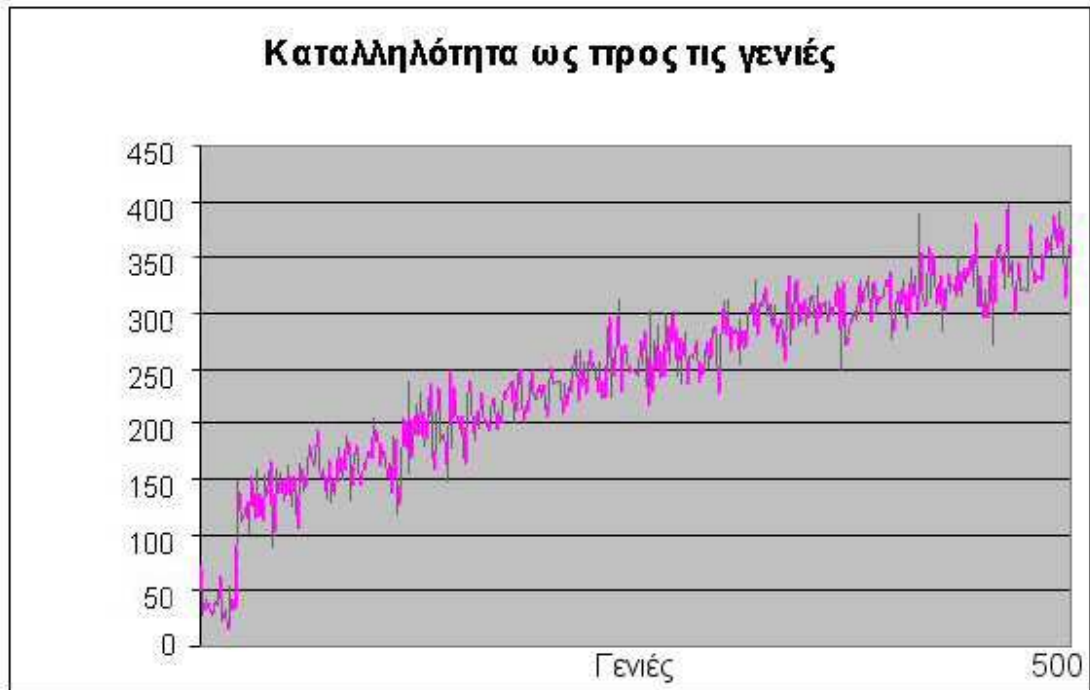
της (κανονικοποιημένης στο $[0, 1]$) απόστασης από την επικίνδυνη ζώνη (η μείωση αυτή συμπεριλαμβάνεται στο k).

Κάθε ρομπότ είναι εξοπλισμένο με έναν αισθητήρα λέιζερ υψηλής ανάλυσης και εμβέλειας 32 μέτρων η οποία καλύπτει ένα ημικύκλιο 180 μοιρών στην μπροστινή πλευρά του ρομπότ, καθώς και με οκτώ αισθητήρες σόναρ χαμηλότερης ανάλυσης και εμβέλειας (5 μέτρων), οι οποίοι από κοινού επίσης καλύπτουν μία περιοχή 180 μοιρών. Κάθε σόναρ επιστρέφει 24 πραγματικές τιμές απόστασης από εμπόδια ή τοίχους, οι οποίες αντιστοιχούν σε περίπου 30 μοίρες, αλλά από αυτές τις τιμές μόνο τη μικρότερη τροφοδοτούμε ως είσοδο στον νευρωνικό ελεγκτή, κανονικοποιημένη στο $[0, 1]$. Ο αισθητήρας λέιζερ επιστρέφει 180 τιμές, αφού έχει υψηλή ανάλυση μίας μοίρας, αλλά δεν εκμεταλλευόμαστε όλο αυτό το εύρος τιμών. Αντ' αυτού, χωρίζουμε ένα τμήμα του σε τέσσερις ζώνες (-50° έως -25° , -25° έως 0° , 0° έως 25° και 25° έως 50°) και από κάθε ζώνη τροφοδοτούμε μόνο τη μικρότερη τιμή ως είσοδο στον νευρωνικό ελεγκτή, κανονικοποιημένη στο $[0, 1]$. Η εξέλιξη, τόσο η εξέλιξη μέσω τυπικού γενετικού αλγορίθμου όσο και η εξέλιξη μέσω τεχνητής ζωής, διήρκεσε 500 γενιές, με κάθε υποψήφιο να αξιολογείται για 400 κιναισθητικούς κύλους των 300 msec έκαστος. Η αξιολόγηση των υποψηφίων μίας γενιάς έγινε σε δέκα «δόσεις», με δέκα ρομπότ να κινούνται ταυτόχρονα στην αρένα κατά τη διάρκεια μίας δόσης, άρα συνολικά το μέγεθος πληθυσμού ήταν 100.



Σχήμα 4.2 Η δεύτερη αρένα. Τα μωβ παραλληλόγραμμα είναι οι περιοχές βλάστησης / τροφής, τα πράσινα παραλληλόγραμμα είναι κιβώτια / εμπόδια, ενώ τα μεγάλα ανοιχτόχρωμα παραλληλόγραμμα οι απαγορευμένες περιοχές.

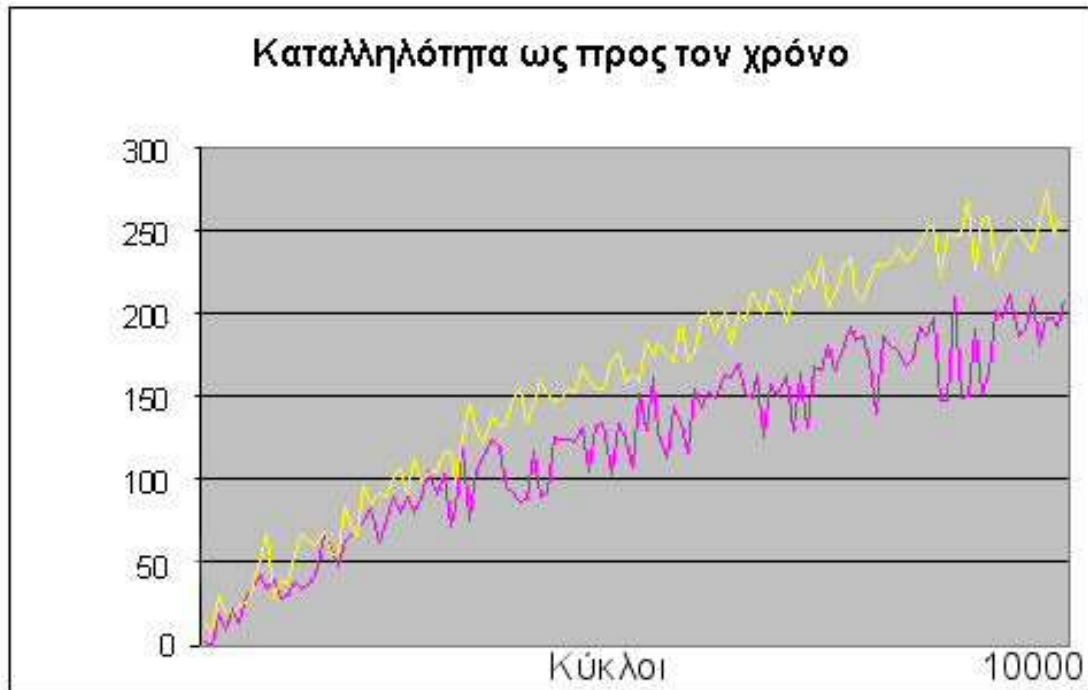
Στα παρακάτω σχήματα φαίνεται η μέση καταλληλότητα των υποψηφίων ως προς τις γενιές κατά τη διάρκεια εξέλιξης με τυπικό γενετικό αλγόριθμο στην πρώτη αρένα (Σχήμα 4.3), η μέση καταλληλότητα των υποψηφίων ως προς τις γενιές κατά τη διάρκεια εξέλιξης μέσω τεχνητής ζωής στην πρώτη αρένα (Σχήμα 4.4), και η καταλληλότητα των δύο ρομποτικών ελεγκτών που προέκυψαν ως προς τον χρόνο, καθώς κινούνται για 10000 κιναισθητικούς κύκλους στη δεύτερη αρένα (Σχήμα 4.5). Στα πρώτα δύο σχήματα η καταλληλότητα είναι κανονικοποιημένη σε τιμές από 0 έως 400, ενώ στο 4.5 σε τιμές από 0 έως 300.



Σχήμα 4.3 Η μέση καταλληλότητα των υποψηφίων οι οποίοι εξελίχθηκαν με τυπικό γενετικό αλγόριθμο στην πρώτη αρένα



Σχήμα 4.4 Η μέση καταλληλότητα των υποψηφίων οι οποίοι εξελίχθηκαν με τεχνητή ζωή στην πρώτη αρένα

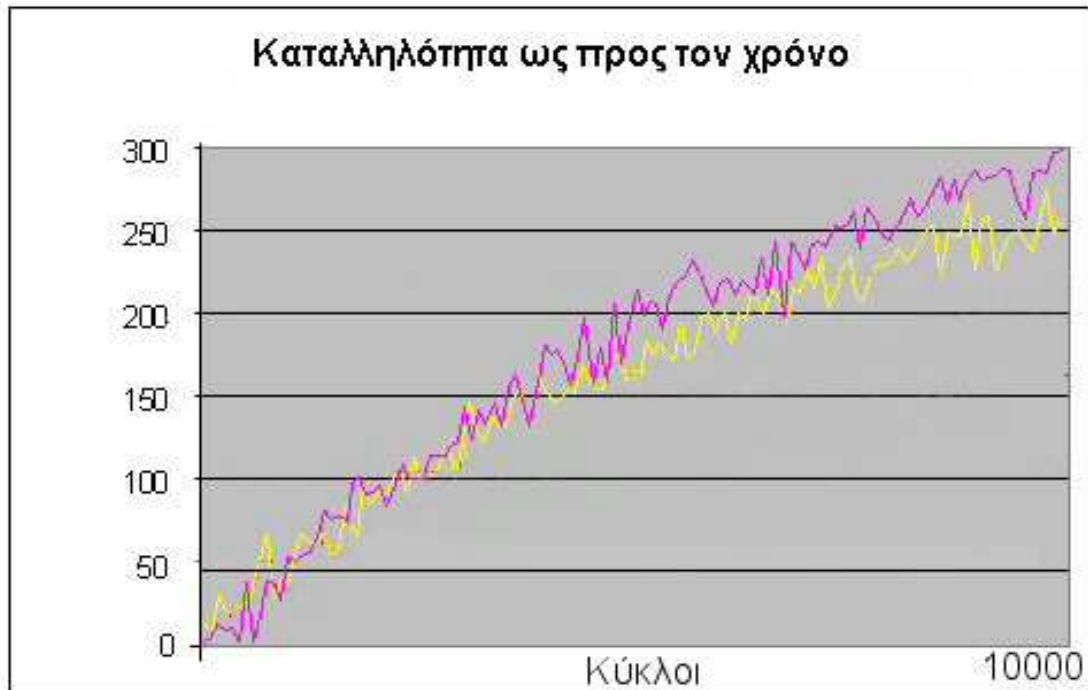


Σχήμα 4.5 Η καταλληλότητα των καλύτερων υποψηφίων που προέκυψαν από την εξέλιξη, κατά τη διάρκεια μίας φάσης λειτουργίας 10000 κιναισθητικών κύκλων στη δεύτερη αρένα. Με κίτρινο χρώμα απεικονίζεται η καταλληλότητα του υποψηφίου που εξελίχθηκε με τεχνητή ζωή, ενώ με μωβ χρώμα η καταλληλότητα του υποψηφίου που εξελίχθηκε με τυπικό γενετικό αλγόριθμο. Οι τιμές έχουν προκύψει με δειγματοληψία της καταλληλότητας ανά 80 κιναισθητικούς κύκλους.

Σε όλα τα πειράματα ο ρυθμός μετάλλαξης ήταν 0.008 (ανά γονίδιο), ο ρυθμός διασταύρωσης 0.7 και ο ρυθμός μάθησης 1, ενώ το πλήθος των νευρωνικών χαρτών ήταν σταθερά περιορισμένο στους δύο (επομένως το αντίστοιχο γονίδιο κρατήθηκε «κλειδωμένο» σε όλα τα χρωμοσώματα), για λόγους υπολογιστικού φόρτου κατά τη διάρκεια της εξέλιξης. Τα πειράματα εκτελέστηκαν τέσσερις φορές και στα Σχήματα 4.3, 4.4 και 4.5 απεικονίζονται οι μέσοι όροι των τιμών καταλληλότητας από τις διαφορετικές εκτελέσεις κάθε πειράματος. Πρέπει ωστόσο να σημειωθεί ότι η εξέλιξη με τυπικό γενετικό αλγόριθμο εκτελέστηκε άλλες τρεις φορές ενώ η εξέλιξη με τεχνητή ζωή άλλες πέντε φορές: σε αυτές τις περιπτώσεις ο αλγόριθμος δεν συνέκλινε καθόλου σε κάποια λύση, δηλαδή δεν εξελίχθηκαν οι απαιτούμενες συμπεριφορές, επομένως οι αντίστοιχες τιμές καταλληλότητας δεν συμπεριελήφθησαν καθόλου στον υπολογισμό των άνωθεν γραφικών παραστάσεων.

Όπως φαίνεται στις γραφικές παραστάσεις, η εξέλιξη με τυπικό γενετικό αλγόριθμο συγκλίνει ταχύτερα και δίνει έναν ρομποτικό ελεγκτή μεγαλύτερης καταλληλότητας από την εξέλιξη τεχνητής ζωής, αλλά σε ένα καινοφανές για τον ελεγκτή πρόβλημα (για το οποίο δεν έχει εξελιχθεί ρητά) ο υποψήφιος που προέκυψε μέσω τεχνητής ζωής φαίνεται να αποδίδει καλύτερα: όχι μόνο έχει υψηλότερο ρυθμό αύξησης της καταλληλότητάς του ως προς τον χρόνο, αλλά η καταλληλότητά του είναι και ομαλότερη, με λιγότερες αυξομειώσεις.

Επιπρόσθετα, η εξέλιξη μέσω τεχνητής ζωής εκτελέστηκε άλλες τέσσερις φορές, με ενεργοποιημένο τον μαθησιακό μηχανισμό νευροδιαμόρφωσης τύπου GasNet, πέραν των κανόνων χεμπιανής μάθησης. Οι παράμετροι της εξέλιξης ήταν οι ίδιες με τα προηγούμενα πειράματα, εκτός από τον ρυθμό μετάλλαξης ο οποίος μειώθηκε σε 0.0055 ανά γονίδιο. Στο Σχήμα 4.6 φαίνεται η καταλληλότητα ως προς τον χρόνο του καλύτερου νευρωνικού ελεγκτή που προέκυψε, κατ' αντιπαράθεση με τον αντίστοιχο καλύτερο ελεγκτή τεχνητής ζωής χωρίς νευροδιαμόρφωση. Η αξιολόγηση έγινε ξανά στη δεύτερη αρένα, με βάση την Εξίσωση 4.1, και εκτελέστηκε τέσσερις φορές για 10000 κιναισθητικούς κύκλους την καθεμία. Οι τιμές καταλληλότητας που απεικονίζονται στη γραφική παράσταση αποτελούν τους μέσους όρους από τις τέσσερις εκτελέσεις.



Σχήμα 4.6 Η καταλληλότητα των καλύτερων υποψηφίων που προέκυψαν από την εξέλιξη, κατά τη διάρκεια μίας φάσης λειτουργίας 10000 κιναισθητικών κύκλων στη δεύτερη αρένα. Με κίτρινο χρώμα απεικονίζεται η καταλληλότητα του υποψηφίου που εξελίχθηκε με τεχνητή ζωή και χωρίς νευροδιαμόρφωση (είναι ο ίδιος με τον κίτρινο υποψήφιο του Σχήματος 4.5), ενώ με μωβ χρώμα η καταλληλότητα του υποψηφίου που εξελίχθηκε με τεχνητή ζωή αλλά και με ενεργοποιημένη τη νευροδιαμόρφωση. Οι τιμές έχουν προκύψει με δειγματοληψία της καταλληλότητας ανά 80 κιναισθητικούς κύκλους.

Από το Σχήμα 4.6 δεν φαίνεται κάποια σημαντική υπεροχή του ελεγκτή με ενεργοποιημένη τη νευροδιαμόρφωση. Οι διαφορές στην απόδοση είναι αρκετά μικρές και ασταθείς, ώστε πιθανώς να οφείλονται απλώς σε διαφορετικές αρχικοποιήσεις και σε διαφορετικές διαδρομές στην αρένα.

ΚΕΦΑΛΑΙΟ 5. ΣΥΜΠΕΡΑΣΜΑΤΑ ΚΑΙ ΕΠΕΚΤΑΣΕΙΣ

Από τα αποτελέσματα φαίνεται πως μία προσέγγιση τεχνητής ζωής στην εξελικτική ρομποτική, όσον αφορά το ζήτημα της αξιολόγησης της καταλληλότητας των εκάστοτε υποψηφίων κατά τη διάρκεια της εξέλιξης, είναι ικανή να δώσει καλά αποτελέσματα, αν αυτό που μας ενδιαφέρει είναι η προσαρμοστικότητα του παραγόμενου ρομποτικού ελεγκτή, η ικανότητα γενίκευσης και η ανοιχτή εξέλιξη. Αυτή η προσέγγιση βέβαια προϋποθέτει να περιγράψουμε θεωρητικά το ζήτημα της γενίκευσης, δηλαδή της αυτόνομης επίλυσης καινοφανών προβλημάτων, απλώς ως ακραία εκδοχή μεγάλης προσαρμοστικότητας, κάτι το οποίο δεν είναι απαραίτητος ορθό. Επίσης είναι φανερό ότι αν δεν ενδιαφερόμαστε για υψηλή προσαρμοστικότητα και γενίκευση, αλλά μόνο για την ομαλή επίλυση ενός ορισμένου εκ των προτέρων προβλήματος, τότε η προσέγγιση του τυπικού γενετικού αλγορίθμου είναι προτιμότερη, αφού συγκλίνει ταχύτερα και σε καλύτερη λύση.

Το κύριο μειονέκτημα της προσέγγισης όμως είναι η ανάγκη περιγραφής των ζητούμενων προς επίλυση προβλημάτων με «οικολογικούς» όρους, έτσι ώστε το ρομπότ να μπορέσει να τα επιλύσει όταν τα πρωτοσυναντήσει. Έτσι στα πειράματα αυτής της εργασίας, οι επικίνδυνες ζώνες της δεύτερης αρένας αποτέλεσαν παράγοντες μείωσης της υγείας του ρομπότ, προκειμένου το τελευταίο να «κατανοήσει» πως πρέπει να τις αποφεύγει. Αυτό το συμπέρασμα συμφωνεί με τα ευρήματα της εργασίας [27], όπου σε μία προσομοίωση τεχνητής ζωής ο ελεγχόμενος από τεχνητό νευρωνικό δίκτυο εικονικός οργανισμός (εξοπλισμένος με ένα πλούσιο ρεπερτόριο αλληλεπιδράσεων με το περιβάλλον) κατασκευάζει μία «γέφυρα» από υλικά του περιβάλλοντος προκειμένου να μπορέσει να φτάσει στην τροφή του. Έτσι

το καινοφανές πρόβλημα της κατασκευής της γέφυρας επιλύεται αυτόνομα και επιτυχώς, αλλά μόνο ως «αναδυόμενο» υποπρόβλημα του κύριου «οικολογικού» προβλήματος το οποίο ο οργανισμός καλείται διαρκώς να επιλύσει: τη διατήρηση της υγείας του σε υψηλά επίπεδα.

Από την άλλη πλευρά, το «οικολογικό» ζήτημα της διατήρησης της υγείας σε υψηλά επίπεδα αποτελεί μία λύση σε ένα κύριο πρόβλημα που έχει εμφανιστεί στην αναπτυξιακή ρομποτική: εφόσον στην τελευταία όλες οι συμπεριφορές του ρομπότ αναπτύσσονται αυτόνομα με βάση την αλληλεπίδρασή του με το περιβάλλον, έχει υποστηριχθεί πως είναι αναγκαίος ένας έμφυτος μηχανισμός ο οποίος να προκαλεί «ανία» στο ρομπότ όταν αυτό βρίσκεται σε προβλέψιμα περιβάλλοντα, προκειμένου να του παρέχεται ένα διαρκές κίνητρο εξερεύνησης, αλλά να οδηγεί σε απόσυρση από χαοτικά – και άρα επικίνδυνα – περιβάλλοντα ([3]). Ένα «οικολογικό» σύστημα υγείας, όπως αυτό που προσφέρει η προσέγγιση της τεχνητής ζωής, αποτελεί κατάλληλη απάντηση στο εν λόγω ζήτημα.

Ένα σημαντικό θέμα είναι η συνεισφορά του μηχανισμού μάθησης στην απόδοση των ρομποτικών ελεγκτών οι οποίοι έχουν εξελιχθεί σε συνθήκες τεχνητής ζωής. Εφόσον η μάθηση παρέχει προσαρμοστικότητα και το πρόβλημα της γενίκευσης το προσεγγίζουμε ως ζήτημα ακραίας προσαρμοστικότητας, η μάθηση φαίνεται να είναι απαραίτητο συστατικό των επιτυχημένων ελεγκτών. Στην παρούσα εργασία μία αφηρημένη εκδοχή της βιολογικής νευροδιαμόρφωσης (GasNet) δεν παρείχε σαφή πλεονεκτήματα σε σχέση με την απλή χεμπιανή μάθηση, μένει ωστόσο να μελετηθεί το αν αυτό αλλάζει για διαφορετικούς τύπους νευρωνικών δικτύων, για διαφορετικούς συνδυασμούς μηχανισμών μάθησης ή για διαφορετικά προβλήματα. Εργασίες όπως η [30] έχουν υποδείξει ένα εύρος προβλημάτων για τα οποία ίσως είναι κατάλληλα τα GasNet.

Τόσο όσον αφορά τις παραμέτρους του νευρωνικού δικτύου όσο και τις παραμέτρους του γενετικού αλγορίθμου, υπάρχει ποικιλία επεκτάσεων που μπορούν να γίνουν στο μοντέλο το οποίο δοκιμάστηκε στην παρούσα εργασία. Ακολουθούν ορισμένα που κρίνονται σημαντικά:

Με βάση τις διαφορετικές ανά νευρώνα παραμέτρους του GasNet, μπορεί να δοκιμαστεί και μία εκδοχή του νευρωνικού μοντέλου υπολογισμού όπου οι κανόνες χεμπιανής μάθησης επίσης κωδικοποιούνται στο γονιδίωμα ανά νευρώνα, και όχι ανά πράκτορα φλοιού. Έτσι για κάθε νευρωνικό χάρτη μεγέθους 8×8 κόμβων θα πρέπει να υπάρχουν 64 γονίδια κανόνων μάθησης, αντί για μόνο 6, γεγονός το οποίο πιθανώς να αυξήσει την ευελιξία της εξέλιξης και την απόδοση των παραχθέντων ελεγκτών, αυξάνοντας βέβαια και τις διαστάσεις του χώρου των λύσεων.

Είναι πιθανόν διαφορετικοί τελεστές επιλογής, διασταύρωσης ή μετάλλαξης να οδηγούν σε ταχύτερη σύγκλιση του γενετικού αλγορίθμου. Ενδεικτικά, πάνω στον τομέα της εξελικτικής ρομποτικής και στο ζήτημα της ανοιχτής εξέλιξης, έχει προταθεί το κλείδωμα (προστασία από μετάλλαξη) των γονιδίων τα οποία βρίσκονται απαραίτητα στον πληθυσμό για περισσότερες γενιές από κάποιο κατώφλι [12].

Με προϋπόθεση τη χρήση κάποιου προσομοιωτή ο οποίος επιτρέπει πλουσιότερες αλληλεπιδράσεις με το περιβάλλον και μεγαλύτερη ποικιλία αισθητήρων και κινηματικών μηχανισμών, έχει ενδιαφέρον η παρατήρηση της συμπεριφοράς ρομποτικών ελεγκτών εξελιγμένων με τεχνητή ζωή σε πιο «οικολογικά» ρεαλιστικές προσομοιώσεις.

ΑΝΑΦΟΡΕΣ

- [1] G. Bekey, “Biological inspired control of autonomous robots”, *Robotics and Autonomous Systems*, Volume 18, Number 1, 1996
- [2] R. Bianco, S. Nolfi, “Toward Open-Ended Evolutionary Robotics: Evolving Elementary Robotic Units Able to Self-Assemble and Self-Reproduce”, in “*Connection Science*”, Volume 16, Issue 4, pages 227 – 248, 2004
- [3] D. Blank, D. Kumar, L. Meeden, “A developmental approach to intelligence”, in “*Proceedings of the Thirteenth Annual Midwest Artificial Intelligence and Cognitive Society Conference*”, S. J. Conlon, Ed., 2002
- [4] M. Dorigo, U. Schnepf, “Genetics-based Machine Learning and Behavior-Based Robotics: A New Synthesis”, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1993
- [5] P. Durr, C. Mattiussi, A. Soltoggio, D. Floreano, “Evolvability of Neuromodulated Learning for Robots”, in “*Proceedings of the 2008 ECSIS Symposium on Learning and Adaptive Behavior in Robotic Systems*”, p. 41-46, 2009
- [6] D. Floreano, F. Mondada, “Evolutionary neurocontrollers for autonomous mobile robots”, *Neural Networks*, Volume 11, Number 7, 1998
- [7] D. Floreano, S. Nolfi, “Adaptive behavior in competing co-evolving species”, *Proceedings of the fourth European Conference on Artificial Life*, 1997
- [8] D. Floreano, J. Urzelai, “Evolutionary robots with on-line self-organization and behavioral fitness”, *Neural Networks*, Volume 13, Issues 4-5, 431-443, 2000

- [9] V. Hafner, "Learning places in newly explored environments", Proc. From Animals to Animats 6: Sixth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior, (SAB), 2000
- [10] P. Husbands, T. Smith, N. Jakobi, and M. O' Shea, "Better living through chemistry: Evolving GasNets for robot control", Connection Science 10, no. 3-4, 185-210, 1998
- [11] A. Ishiguro, S. Tokura, T. Kondo, Y. Uchikawa, "Reduction of the gap between simulated and real environments in evolutionary robotics: a dynamically-rearranging neural network approach", IEEE International Conference on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 3, 1999
- [12] N. Jakobi, M. Quinn, "Some problems (and a few solutions) for open-ended evolutionary robotics", in "Proceedings of the First European Workshop on Evolutionary Robotics", Lecture Notes In Computer Science; Vol. 1468, pp. 108-122, 1998
- [13] J. Johnston, "The Allure of Machinic Life", MIT Press, 2008
- [14] T. Kohonen, "The self-organizing map", Neurocomputing 21, 1 – 6, 1998
- [15] L. Keller, D. Floreano, "Methods for Artificial Evolution of Truly Cooperative Robots", in "Biologically Inspired Systems for Intelligent Computing", p. 768-772, 2009
- [16] M. Lee, "Evolution of behaviours in autonomous robot using artificial neural network and genetic algorithm", Information Sciences 155, 43-60, 2003

- [17] W. Lee, J. Hallam, H. Lund, “A hybrid GP/GA approach for co-evolving controllers and robot bodies to achieve fitness-specified task”, IEEE 3rd International Conference on Evolutionary Computation, 1996
- [18] M. Maniadakis, “Design and Integration of Agent-based Partial Brain Models for Robotic Systems by means of Hierarchical Cooperative Coevolution”, PhD Thesis, University of Crete, 2006
- [19] T. Miconi, A. D. Channon, “An Improved System for Artificial Creatures Evolution”, in “Proceedings of the Tenth International Conference on the Simulation and Synthesis of Living Systems (ALife X)”, Bloomington, Indiana, pp. 255–261, MIT Press, 2006.
- [20] O. Miglino, O. Gigliotta, M. Ponticorvo, H. Lund, “Human Breeders for Evolving Robots”, in *Artificial Life and Robotics*, Volume 13, Number 1 / December, 2008
- [21] O. Miglino, H. H. Lund, and S. Nolfi, “Evolving mobile robots in simulated and real environments”, *Artificial Life* 2, 417-434, 1995
- [22] A. L. Nelson, E. Grant, “Aggregate selection in evolutionary robotics”, in “Mobile Robots: The Evolutionary Approach”, *Studies in Computational Intelligence*, Vol. 50, pp. 63-88, Springer, 2007
- [23] S. Nolfi, “Evolving non-trivial behaviors on real robots: a garbage-collecting robot”, *Robotics and Autonomous Systems* 22(3–4):187–198, 1997
- [24] S. Nolfi, D. Parisi, “Learning to adapt to changing environments in evolving neural networks”, *Adaptive Behavior* 5, 75-98, 1997
- [25] E. Oja, “A simplified neuron model as a principal component analyser”, *Journal of Mathematical Biology* 15, 267 – 273, 1982

- [26] F. Palmieri, J. Zhu, and C. Chang, “Anti-hebbian learning in topologically constrained linear networks: a tutorial”, *IEEE Trans. on Neural Networks* 4 ,748 – 761, 1993
- [27] E. Robinson, T. Ellis, A. D. Channon, “Neuroevolution of Agents Capable of Reactive and Deliberative Behaviors in Novel and Dynamic Environments”, in “*Advances in Artificial Life: Proceedings of the Ninth European Conference on Artificial Life (ECAL 2007)*”, pp. 345-354, Springer-Verlag, 2007
- [28] N.N. Schraudolph, T.J. Sejnowski, “Competitive anti-hebbian learning of invariants”, *Advances in Neural Information Processing Systems* 4, 1017 – 1024, 1992
- [29] T. Smith, “Adding Vision to Khepera: An Autonomous Robot Footballer”, Master's Thesis, School of Cognitive and Computing Sciences, University of Sussex, 1997
- [30] T. Smith, P. Husbands, A. Philippides, M. O'Shea, “Temporally adaptive networks: analysis of GasNet robot control networks”, in “*Proceedings of the eighth international conference in Artificial Life*”, pp. 274-282, MIT Press, 2002
- [31] L. Steels, “Emergent functionality in robotic agents through on-line evolution”, In Brooks, R. & Maes, P. (Editors), *Procedures of Fourth Workshop on Artificial Life*, 8-14, 1994
- [32] J. Tani, R. Nishimoto, R. W. Paine, “Achieving organic compositionality through self-organization: Reviews on brain-inspired robotics experiments”, *Neural Networks*, Volume 21, Issue 4, 2008
- [33] E. Tkaczyk, “Pressure hallucinations and patterns in the brain”, *Morehead El. Journal of Applicable Mathematics* 1, 1-26, 2001

[34] T. Ziemke and M. Thieme, "Neuromodulation of reactive sensorimotor mappings as a short-term mechanism in delayed response tasks", *Adaptive Behavior* 10, no. 3-4, 185-199, 2002

[35] [HTTP://ROBOTS.MOBILEROBOTS.COM/WIKI/ARIA](http://robots.mobilerobots.com/wiki/aria)

ΣΥΝΤΟΜΟ ΒΙΟΓΡΑΦΙΚΟ

Ο Μαδεμλής Ιωάννης γεννήθηκε το 1984 στη Δράμα. Το 2002 εισήχθη στο Τμήμα Πληροφορικής του Πανεπιστημίου Ιωαννίνων. Το 2007 αποφοίτησε και συνέχισε τις σπουδές του στο Πρόγραμμα Μεταπτυχιακών Σπουδών του ίδιου τμήματος.