

# L'approche animat et la robotique évolutionniste

Stéphane Doncieux

Jean-Arcady Meyer

AnimatLab/LIP6  
8 rue du capitaine Scott  
75015 Paris

[stephane.doncieux,jean-arcady.meyer]@lip6.fr

## Résumé

*De nombreuses recherches puisent dans les lois de la génétique et dans les mécanismes de la sélection naturelle l'idée de coder le phénotype d'un robot dans son génotype puis de soumettre ce phénotype à un processus de sélection artificielle, de façon à ce que les performances de ce robot s'améliorent au cours de générations successives. Il arrive que soient ainsi automatiquement produits des artefacts plus performants que des robots conçus par l'homme. Cet article évoque comment une telle robotique évolutionniste est mise en œuvre, à quelles réalisations elle a conduit, à quelles difficultés elle se heurte.*

## Mots Clefs

Animat, robot, autonomie, adaptation, évolution.

## 1. L'approche animat

Dans de nombreux domaines d'application, le besoin d'utiliser des agents autonomes capables d'adapter leur comportement à des circonstances changeantes se fait sentir. Pour pouvoir accomplir une mission donnée dans un environnement plus ou moins prévisible - lorsqu'il s'agit, par exemple, de partir à la recherche d'une certaine information sur le réseau Internet - ou dans un environnement plus ou moins menaçant - lorsqu'il s'agit, par exemple, d'aller explorer une planète lointaine - il est en effet indispensable que de tels agents soient capables d'adapter leur comportement aux circonstances imprévues, et ce sans aucune intervention humaine. En d'autres termes, le succès de leur mission dépend de l'aptitude de ces agents à exhiber des comportements adaptatifs.

Alors que les animaux sont des exemples vivants de tels agents, capables de survivre dans une très large variété de circonstances et d'environnements, il est malheureusement évident qu'aucun agent artificiel ne peut encore rivaliser de ce point de vue avec le moindre animal, aussi simple et primitif soit-il. Cependant, l'apparition de nouveaux paradigmes en informatique - réseaux de neurones, systèmes de classeurs, algorithmes

génétiques, par exemple - ainsi que les gains considérables en temps de calcul offerts par les ordinateurs modernes, ont récemment conduit à quelques progrès notables dans cette direction. En particulier, depuis une dizaine d'années, de nombreux chercheurs s'attachent à concevoir des *animats* - c'est-à-dire des agents simulés sur ordinateur ou des robots réels - dont les lois de fonctionnement sont plus ou moins étroitement inspirées de mécanismes naturels, et dont les comportements exhibent certaines des caractéristiques d'autonomie et d'adaptation dont les animaux sont capables [33][32][3][27][39][29][14].

Un animat est généralement équipé de senseurs, d'actionneurs, et d'une architecture de contrôle qui relie ses perceptions à ses actions (Fig. 1). Une telle organisation lui permet d'assumer une certaine mission dans son environnement ou d'apprendre à réaliser le mieux possible une certaine tâche, tout en réussissant à *survivre* le plus longtemps possible.

Dans un tel contexte, la survie de l'animat dépend d'un certain nombre de variables essentielles dont les évolutions temporelles doivent être maintenues dans une *zone de viabilité* idoine [1], un objectif qui peut être facilité si l'animat est capable de tirer bénéfice des récompenses ou punitions que lui valent ses actions.

L'architecture de contrôle d'un animat peut être innée - au sens où elle a été programmée ou câblée par un humain - ou acquise - au sens où elle résulte d'un apprentissage survenu au cours de la vie individuelle de l'animat ou au cours de générations successives.

Cet article traite de cette dernière approche, appliquée à la conception de robots réels, dans le cadre de ce qu'on appelle communément *la robotique évolutionniste* [11][18][31][36][40].

## 2. La robotique évolutionniste

La robotique évolutionniste repose sur la distinction, classique en biologie, entre *génotype* et *phénotype*. Le

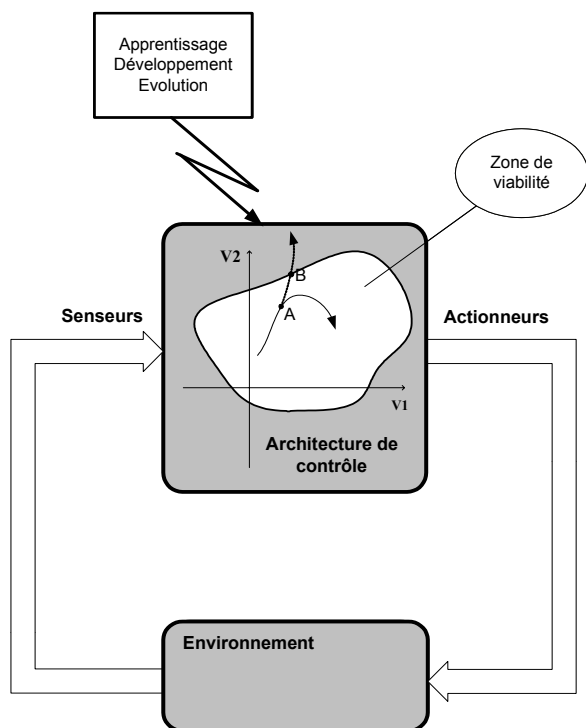


FIG. 1. Le comportement d'un animat peut être qualifié d'adaptatif tant que son architecture de contrôle permet de maintenir ses variables essentielles (par exemple,  $V_1$  et  $V_2$ ) dans leur zone de viabilité. Ici, une action correctrice a été accomplie au point A, de façon à éviter de quitter la zone de viabilité au point B. Dans la mesure où cette architecture de contrôle sert aussi à choisir les buts successifs que l'animat cherche à atteindre ou à arbitrer entre des buts conflictuels, elle joue le rôle d'un système motivationnel.

L'organisation de l'architecture de contrôle peut être modifiée par des processus de développement, d'apprentissage ou d'évolution.

génotype est une description codée du phénotype d'un robot, description susceptible d'être transmise de génération en génération. Le phénotype est à la fois son organisation matérielle - par exemple sa forme ou la nature de ses senseurs et actionneurs - et son système de contrôle. La performance de ce phénotype dans l'accomplissement d'une tâche donnée est quantifiée par une valeur appelée *valeur sélective* ou *fitness*. Dans une expérience de robotique évolutionniste, c'est l'expérimentateur humain qui décide de la façon dont le génotype d'un robot va coder son phénotype et de la façon dont la fitness va permettre d'évaluer les robots obtenus. En revanche, c'est un processus d'évolution artificielle - donc automatique - qui, à partir d'une population initiale de génotypes, va faire évoluer ces génotypes de façon à ce que les phénotypes qu'ils décrivent obtiennent des notes de fitness de plus en plus élevées et correspondent donc à des robots de plus en plus performants. Les algorithmes évolutionnistes les plus usités pour ce faire sont les *algorithmes génétiques* [16][10], les *stratégies évolutionnistes* [41] et la *programmation génétique* [24]. Quant aux mesures de fitness, elles peuvent être faites directement sur un robot

ou à partir d'une simulation du comportement de ce robot. Dans ce dernier cas, il faut que cette simulation soit suffisamment fidèle à la réalité pour que le transfert sur robot réel des solutions performantes ainsi obtenues s'opère correctement. Il existe certaines procédures qui ont vocation à faciliter ce transfert [20].

## 2.1 Evolution du comportement

A ce jour, une large majorité d'applications de la robotique évolutionniste a porté sur des robots simples et, notamment, sur des robots mobiles Khepera [34]. Dans la mesure où plusieurs centaines de laboratoires utilisent ces robots dans le monde, l'évolution de contrôleurs connectés à la fois aux senseurs et aux moteurs d'un Khepera en vue de générer des comportements d'exploration, d'évitement d'obstacle, de suivi de mur ou de recherche d'objet est une opération courante. Si la plupart de ces contrôleurs sont instanciés sous forme de réseaux de neurones [28], des programmes informatiques plus généraux peuvent être soumis à évolution [4][12][21][37]. En particulier, il a été possible de faire évoluer des programmes permettant à deux robots Khepera équipés d'une caméra de jouer l'un contre l'autre dans un jeu de football simplifié [38]. Ces programmes étaient organisés en modules hiérarchisés tels que certains de ces modules assuraient des comportements basiques - comme tourner autour de la balle ou se diriger vers le but adverse - tandis que d'autres décidaient de l'ordre dans lequel ces comportements devaient être exécutés. Un robot contrôlé par un tel programme a participé à un championnat de robot-football, au cours duquel il a souvent défait des robots contrôlés par des programmes conçus par des humains.

D'autres robots simples ont été utilisés dans le cadre d'une expérience destinée à faire évoluer les comportements d'une collectivité de huit robots [43]. Le dispositif expérimental correspondant comprenait une arène carrée au centre de laquelle une source lumineuse était disposée. Le plancher de l'arène était électrifié de façon à assurer l'autonomie énergétique de chaque robot, lequel était équipé de senseurs détectant la lumière et de moteurs agissant sur ses deux roues. La tâche de chaque robot était de rejoindre la source de lumière à partir de la périphérie de l'arène et, lorsqu'un tel événement se produisait, sa fitness était remontée à son niveau maximum. Cependant des routines de bas niveau forçaient ensuite ce robot à retourner à la périphérie, d'où il devait à nouveau rejoindre la lumière. Tout au long de ce parcours, le robot perdait des points de fitness et ce d'autant plus que le temps mis pour rejoindre la lumière était plus long. La trajectoire suivie par le robot dépendait d'un réseau de neurones à architecture fixe dont les poids étaient soumis à évolution. Dans ces conditions, lorsqu'un robot s'approchait d'un autre, il pouvait, grâce à un dispositif de communication à infra-rouges additionnel,

lui transmettre l'un de ses gènes avec une probabilité d'autant plus élevée que sa fitness était plus grande. Ce gène - c'est-à-dire la description codée d'un poids dans le réseau de neurones du « donneur » - remplaçait alors le gène équivalent du robot « accepteur » et changeait en conséquence son contrôleur neuronal et, donc, son comportement. Au sortir de cette « reproduction », la fitness du robot donneur était diminuée d'une quantité fixe, tandis que celle du robot accepteur n'était pas modifiée.

Ainsi, une telle expérience simulait un écosystème artificiel dans lequel ni la fitness des robots, ni leur chance de se reproduire avec tel partenaire plutôt qu'avec tel autre, n'étaient déterminés à l'avance par l'expérimentateur. Néanmoins, des contrôleurs neuronaux plus performants que ceux qu'un humain avait été capable de concevoir - c'est-à-dire des contrôleurs assurant à l'ensemble de la population un taux moyen de rencontres avec la source lumineuse plus élevé - ont ainsi été obtenus.

Des robots plus sophistiqués ont été utilisés dans d'autres expériences de robotique évolutionniste. Ainsi, il s'est avéré possible de faire évoluer les paramètres de contrôle du module de locomotion du chien Aibo [17]. Au lieu de procéder d'abord par simulation puis sur le robot réel, les évolutions correspondantes ont été conduites directement sur le robot. Celui-ci perdait donc souvent l'équilibre au cours de ces expériences - surtout lorsque des contrôleurs de premières générations étaient testés. Il s'en est suivi un coût de maintenance élevé : en une journée d'expérience, la carte du microprocesseur a été changée deux fois, le cou du robot a été réparé trois fois et ses pieds ont été remplacés une douzaine de fois. Néanmoins, des contrôleurs de la marche au pas ou des contrôleurs du trot ont été ainsi obtenus de façon automatique, contrôleurs qui se sont avérés plus performants que ceux que les ingénieurs humains avaient conçus, parce qu'ils permettaient au robot de parcourir une plus grande distance en un temps donné.

De même, dans le cas d'Elvis - un robot humanoïde de 60 cm de haut - c'est le code-machine de son programme de contrôle qui a été directement soumis à évolution [25]. Un programme servant à coordonner sa vision stéréoscopique et les mouvements de ses membres pour pointer du doigt une source lumineuse a été ainsi généré automatiquement. Des recherches en cours visent à produire de la même façon un contrôleur de locomotion qui puisse notamment permettre à Elvis de rejoindre une station de recharge lorsque ses batteries s'épuisent. A plus long terme, l'objectif est de faire évoluer un contrôleur permettant à ce robot de communiquer verbalement avec un humain.

## 2.2 Evolution de la morphologie et du comportement

D'autres chercheurs ont fait évoluer à la fois la morphologie et le contrôle d'un robot. Ainsi, une série d'expériences a porté sur un robot-portique équipé d'un système visuel [13]. Le problème à résoudre par le robot était de distinguer un triangle d'un rectangle affichés côte à côte sur un mur de façon à pouvoir rejoindre le premier tout en ignorant le second. Le génotype de ce robot codait à la fois la morphologie de son système visuel - en déterminant le nombre et la taille des champs récepteurs correspondants - et son contrôleur neuronal - en déterminant à la fois le nombre de neurones concernés et le détail de leurs interconnexions. Au sortir du processus évolutionniste, des individus performants ont été obtenus qui n'avaient besoin que de deux champs récepteurs pour distinguer les côtés verticaux du rectangle des côtés obliques du triangle. Cette information était ensuite exploitée par leur contrôleur neuronal pour diriger le robot vers le triangle.

Dans d'autres expériences, divers éléments de base ont été mis à la disposition du processus évolutionniste qui pouvait les agencer de façon à former des robots de forme et de complexité variables d'une génération à l'autre [26]. Des moteurs appropriés permettaient d'agir sur certaines articulations - et changer ainsi l'angle qu'un élément faisait avec un autre - ou de contracter la longueur d'un élément - à la façon d'un muscle - permettant ainsi de générer des mouvements et des déplacements. Dans ces conditions, il s'est avéré possible de faire évoluer en simulation à la fois la morphologie et le contrôle de robots capables de se déplacer sur la plus longue distance possible en un temps donné, puis de fabriquer les robots correspondants et de vérifier qu'ils étaient aussi performants dans la réalité qu'en simulation.

## 2.3 Co-évolution de deux espèces

D'autres applications de robotique évolutionniste mettent en œuvre des processus de *co-évolution* au cours desquels l'évolution d'une espèce peut dépendre de l'évolution simultanée d'une ou de plusieurs autres espèces.

Un tel processus de co-évolution a été, en particulier, mis en œuvre sur deux robots Khepera pour lesquels le premier joue le rôle d'une proie et le second celui d'un prédateur [8]. La proie est aveugle alors que le prédateur est équipé d'une caméra qui lui permet de détecter la proie à distance. En revanche, la proie se déplace plus vite que le prédateur. De plus, leurs senseurs à infra-rouges permettent aux robots de détecter à courte distance les obstacles fixes ou mobiles dans l'environnement, tandis que des capteurs de contact additionnels permettent de déterminer à quel moment le prédateur a « capturé » la proie. Le problème à résoudre est de sélectionner à la fois

une proie qui échappe le plus longtemps possible à la capture et un prédateur qui attrape le plus vite possible la proie.

Ce résultat a été obtenu en codant dans le génotype des robots les poids de réseaux de neurones à architecture prédéterminée reliant les senseurs de chaque robot à ses moteurs. Au cours d'une telle expérience, il arrive que le processus évolutionniste s'organise en périodes successives, pendant lesquelles différentes stratégies de poursuite-évasion peuvent être clairement identifiées. Ainsi, durant quelques générations, des prédateurs qui poursuivent directement les proies peuvent apparaître. Cependant, comme ces proies apprennent à fuir dans la direction opposée aux prédateurs, il arrive un moment où le recours à une nouvelle stratégie de chasse s'impose. Ainsi, voit-on apparaître de nouvelles générations de prédateurs qui ne poursuivent plus la proie mais observent ses déplacements et se décident à fondre sur leur victime sitôt que, pour éviter un obstacle par exemple, elle se dirige temporairement vers le prédateur et n'a plus le temps alors de lui échapper. Plus tard au cours de la co-évolution, il se peut que, la stratégie des proies ayant changé, les prédateurs se remettent à les poursuivre directement parce que c'est le comportement le plus efficace. En retour, les proies peuvent se mettre à fuir le prédateur en ligne droite et le cycle d'évolution précédemment décrit peut se renouveler indéfiniment. Dans une telle expérience, les fitness des deux espèces évoluent donc de façon cyclique. En revanche, dans d'autres conditions d'expérience, un processus de « course aux armements » s'installe et force les fitness à croître régulièrement.

## 2.4 Evolution et Développement

Alors que, dans les expériences précédemment décrites, le génotype d'un individu codait directement son phénotype, il se trouve que, dans la nature, ce codage est indirect et que la transformation d'un génotype en un phénotype s'opère au cours d'un processus de *développement* plus ou moins long et complexe. Au cours d'un tel processus, la possibilité est laissée à l'environnement d'influer sur l'organisation finale du phénotype. On peut ainsi concevoir que des connexions puissent apparaître ou disparaître au sein d'un système nerveux en développement - ce qui permet de compléter les ajustements découverts par l'évolution - selon le type de comportement que ces connexions génèrent et selon la nature des interactions avec l'environnement qui s'ensuivent. Un autre avantage apporté par un processus de développement intercalé entre le génotype et le phénotype est de permettre de limiter la quantité d'information que doit contenir le génotype et donc de limiter la taille de l'espace de recherche exploré par l'algorithme évolutionniste. Il est ainsi possible qu'un génotype relativement simple code, et permette donc de

découvrir, une morphologie et un système de contrôle très complexes [22].

En particulier, l'évolution des comportements de divers robots qui roulent, marchent, nagent ou volent a pu être réalisée grâce au codage dans le génotype de ces robots des règles de développement de leur système nerveux [30]. Ces règles de développement sont décrites dans un programme arborescent dont les instructions peuvent avoir pour fonction de créer ou de supprimer un neurone, de connecter ce neurone à un autre neurone, ou encore de changer les paramètres de son fonctionnement interne. Un tel programme est exécuté par un certain nombre de neurones initialement disposées par l'expérimentateur dans un substrat de développement donné, puis par tous les nouveaux neurones créés au cours de l'exécution de ce programme. Au final, un réseau comprenant plus ou moins de neurones, plus ou moins richement interconnectés, est ainsi généré.

La mise en œuvre de cette logique a, par exemple, permis de produire, en deux d'étapes successives, des contrôleurs neuronaux de la locomotion et de l'évitement d'obstacle chez un robot à 6 pattes. La découverte de chaque comportement était encouragée par une fitness appropriée et par l'utilisation de senseurs adaptés. Ainsi, au cours d'une première étape où la fitness du robot était mesurée par la distance parcourue en un temps donné, un réseau de neurones coordonnant le mouvement des pattes a été généré et a permis au robot de se déplacer en ligne droite selon un rythme de marche tripode

Au cours d'une deuxième étape, un autre réseau de neurones a été généré, permettant au robot d'éviter les obstacles rencontrés le long de sa trajectoire. Ce deuxième réseau était susceptible de se connecter au premier et d'utiliser des senseurs détectant le contact d'une des deux antennes du robot avec un obstacle. La fitness correspondante augmentait à mesure que le robot se déplaçait, mais elle était figée à sa valeur courante dès l'instant où un obstacle était heurté [7]. En simulation, un comportement supplémentaire - la poursuite d'une source odorante - a été obtenu en développant un troisième réseau de neurones interférant avec les deux autres [23]. De telles capacités ont été produites automatiquement en une nuit de calculs, alors que la conception "à la main" de contrôleurs neuronaux permettant à un insecte artificiel d'exhiber les mêmes comportements a pris le temps, et fait l'objet, d'une thèse entière [2].

## 2.5 Le hardware évolutionniste

Plutôt que de faire évoluer des programmes de contrôle dont l'exécution sur ordinateur ou sur microcontrôleur est coûteuse en temps, de nombreux chercheurs préfèrent recourir aux techniques du *hardware évolutionniste* [15][21][35][42] et à l'usage de FPGAs. Dans la mesure, en effet, où les interconnexions d'un FPGA peuvent être sélectionnées par un algorithme évolutionniste, un génotype peut être directement décodé en un circuit

électronique implémentant, par exemple, un réseau de neurones et ce réseau peut contrôler un robot sans devoir être simulé par un programme informatique.

C'est ainsi qu'un robot contrôlé par FPGA apprend au cours de générations successives comment poursuivre un objet coloré repérable par sa caméra, tout en évitant les obstacles détectés en route par ses senseurs à infra-rouges [21].

En revanche, un projet de hardware évolutionniste extrêmement ambitieux - initialement conçu en 1994 dans le laboratoire d'ATT à Kyoto, repris par le Starlab de Bruxelles en 2000, puis par l'Université de l'Utah en 2001 - a jusqu'ici totalement échoué. Il s'agit de faire évoluer le système nerveux de Robokoneko - un robot-chaton d'environ 3 à 4 Kilos - en vue de lui faire exhiber des comportements réalistes de jeune chat, tels que jouer avec un bouchon, miauler pour attirer l'attention, ronronner lorsqu'on le caresse, etc. [9].

### 3. Les limites de l'approche

Les difficultés de ce projet posent la question de savoir à quel degré de complexité, dans les problèmes ou dans leurs solutions, les approches évolutionnistes vont permettre de s'attaquer avec succès. A ce jour, les comportements qu'il a été possible de faire évoluer ne mettent en jeu que de simples réflexes destinés essentiellement à permettre à des robots de se déplacer, d'éviter des obstacles ou de poursuivre un objet. A notre connaissance, les problèmes les plus complexes qui ont été ainsi résolus concernent la mise au point de contrôleurs neuronaux pour animats volants simulés [5][6], lesquels sont susceptibles d'utiliser un nombre élevé de senseurs et d'actionneurs. C'est ainsi que des contrôleurs utilisant des capteurs de roulis, de tangage, de lacet et d'altitude ont pu maintenir un dirigeable lenticulaire ou un hélicoptère à la verticale d'un point-cible donné, et ce en dépit de vents constamment changeants. Dans de telles expériences, le dirigeable était équipé de 5 senseurs et 7 moteurs, l'hélicoptère de 6 senseurs et 4 commandes. Toutefois, l'obtention de contrôleurs performants n'a été possible que parce que des connaissances d'ingénieur ont servi à initialiser les génotypes initiaux en suggérant que tel senseur devait plutôt être connecté à tel actionneur. Si l'évolution pouvait éventuellement remettre en cause de tels patrons de connexion au fil des générations successives, la réduction de l'espace de recherche que le recours à de tels patrons a permis s'est néanmoins avérée indispensable à la découverte de contrôleurs performants.

Dans ces conditions, il est clair que sitôt que la robotique évolutionniste s'attaquera à des comportements plus élaborés que des simples réflexes - tels que des comportements impliquant, par exemple, la gestion de cartes cognitives pour la navigation ou la gestion de

systèmes motivationnels permettant de coordonner plusieurs comportements élémentaires - de nombreux problèmes conceptuels, méthodologiques et techniques ne tarderont pas à se poser. En revanche, à ce jour, le temps qu'il faudra pour les résoudre est parfaitement imprévisible.

### Références

- [1] Ashby, R. *Design for a brain*. Chapman & Hall. 1952.
- [2] Beer, R. *Intelligence as Adaptive Behavior. An Experiment in Computational Neuroethology*. Academic Press. 1990.
- [3] Cliff, D., Husbands, P., Meyer, J.A. & Wilson, S.W. (Eds). *From Animals to Animats 3: Proceedings of the Third International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books. 1994.
- [4] Colombetti, M. and Dorigo, M. *Learning to Control An Autonomous Robot By Distributed Genetic Algorithms*. In Meyer, Roitblat and Wilson (Eds.). *From Animals to Animats 2*. The MIT Press/Bradford Book. 1993.
- [5] Doncieux, S. *Evolution de contrôleurs neuronaux pour animats volants: méthodologie et applications*. Thèse de Doctorat de l'Université Paris 6. 2003.
- [6] Doncieux, S. and Meyer, J.-A. *Evolving Neural Networks for the Control of a Lenticular Blimp*. In Raidl et al. (Eds). *Applications of Evolutionary Computing*. pp 626-637. Springer Verlag. 2003.
- [7] Filliat, D., Kodjabachian, J. and Meyer, J.A. Evolution of Neural Controllers for Locomotion and Obstacle-Avoidance in a 6-Legged Robot. *Connection Science*. 11, 223-240. 1999.
- [8] Floreano, D., Nolfi, S. and Mondada, F. *Competitive Co-Evolutionary Robotics: from Theory to Practice*. In Pfeiffer et al. (Eds.). *From Animals to Animats 5*. The MIT Press. 1998.
- [9] de Garis, H. An artificial brain : ATR's CAM-Brain project aims to build/evolve an artificial brain with a million neural net modules inside a trillion cell cellular automata machine. *New Generation Computing Journal*. 12, 2, 215-221. 1994.
- [10] Goldberg, D.E. *Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning*. Addison-Wesley. 1989.
- [11] Gomi (Ed.). *Evolutionary Robotics. From Intelligent Robots to Artificial Life. Vol. I et II*. AAI Books. 1998.
- [12] Gomi, T. and Ide, K. *Emergence of gaits of a legged Robot by Collaboration through Evolution*. Proceedings of the International Symposium on Artificial Life and Robotics. Springer Verlag. 1997.
- [13] Harvey, I., Husbands, P. and Cliff, D. *Seeing the Light: Artificial Evolution, Real Vision*. In Cliff et al. (Eds.). *From Animals to Animats 3*. The MIT Press. 1994.
- [14] Hallam, B., Floreano, D., Hallam, J., Hayes, G. and Meyer, J.A. *From Animals to Animats 7. Proceedings of*

*the Seventh International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books. 2002.

[15] Higuchi, T., Iwata, M. and Liu, W. (Eds). *Evolvable Systems: From Biology to Hardware*. Springer Verlag. 1997.

[16] Holland, J.H. *Adaptation in natural and artificial systems*. The University of Michigan Press. 1975.

[17] Hornby, G.S., Fujita, M., Takamura, S., Yamamoto, T. and Haganata, O. *Autonomous Evolution of Gaits with the Sony Quadruped Robot*. In Banzhaf et al. (Eds.). Proceedings of GECCO99. Morgan Kaufmann. 1999.

[18] Husbands, P. and Meyer, J.A. (Eds). *Proceedings of The First European Workshop on Evolutionary Robotics - EvoRobot98*. Springer Verlag. 1998.

[19] Ijspeert, A.J. and Kodjabachian, J. Evolution and development of a central pattern generator for the swimming of a lamprey. *Artificial Life*. 5, 3, 247-269. 1999.

[20] Jakobi, N. Evolutionary Robotics and the Radical Envelope of Noise Hypothesis. *Adaptive Behavior*. 6,1, 131-174. 1997.

[21] Keymeulen, D., Iwata, M., Konaka, K., Suzuki, R., Kuniyoshi, Y. and Higuchi, T. *Off-Line Model-Free and On-Line Model-Based Evolution for Tracking Navigation Using Evolvable Hardware*. In Husbands and Meyer (Eds.). Evolutionary Robotics. Springer Verlag. 1998.

[22] Kodjabachian, J. and Meyer, J.A. Evolution and development of control architectures in animats. *Robotics and Autonomous Systems*. 16, 161-182. 1995.

[23] Kodjabachian, J. and Meyer, J.A. Evolution and Development of Neural Controllers for Locomotion, Gradient-Following, and Obstacle-Avoidance in Artificial Insects. *IEEE Transactions on Neural Networks*. 9, 796-812. 1998.

[24] Koza, J. *Genetic Programming: On the Programming of Computers by Means of Natural Selection*. The MIT Press. 1992.

[25] Langdon, W.B. and Nordin, P. *Evolving Hand-Eye Coordination for a Humanoid Robot with Machine Code Programming*. In Miller et al. (Eds.). EuroGP'2001 Proceedings. Springer Verlag. 2001.

[26] Lipson, H. and Pollack, J.B. Automatic Design and Manufacture of Robotic Lifeforms. *Nature*. 406, 974-978. 2000.

[27] Maes, P., Mataric, M., Meyer, J.A., Pollack, J. & Wilson, S.W. (Eds). *From Animals to Animats 4: Proceedings of the Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books. 1996.

[28] Meyer, J.A. *Evolutionary Approaches to Neural Control in Mobile Robots*. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics. IEEE Press. 1998.

[29] Meyer, J.A., Berthoz, A., Floreano, D., Roitblat, H. and Wilson, S.W. (Eds). *From Animals to Animats 6. Proceedings of the Sixth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books. 2000

[30] Meyer, J.-A., Doncieux, S., Filliat, D. and Guillot, A. *Evolutionary Approaches to Neural Control of Rolling, Walking, Swimming and Flying Animats or Robots*. In Duro, R.J., Santos, J. and Graña, M. (Eds). Biologically Inspired Robot Behavior Engineering. pp 1-43. Springer Verlag. 2002.

[31] Meyer, J.A., Husbands, P. and Harvey, I. *Evolutionary Robotics: A Survey of Applications and Problems*. In Husbands and Meyer (Eds). Proceedings of The First European Workshop on Evolutionary Robotics - EvoRobot'98. Springer Verlag. 1998.

[32] Meyer, J.A., Roitblat, H.L. & Wilson, S.W. (Eds). *From Animals to Animats 2. Proceedings of the Second International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books. 1993.

[33] Meyer, J.A. & Wilson, S.W. (Eds). *From Animals to Animats. Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books. 1991.

[34] Mondada, F., Franzi, E. and lenne, P. *Mobile robot miniaturization: A tool for investigations in control algorithms*. Proceedings of the Third International Symposium on Experimental Robotics, Tokyo. 1993.

[35] Naito, T., Odagiri, R., Matsunaga, Y., Tanifuji, M. and Murase, K. *Genetic Evolution of a Logic Circuit Which Controls an Autonomous Mobile Robot*. In Higuchi, Iwata and Liu (Eds.). Evolvable Systems: From Biology to Hardware. Springer Verlag. 1997.

[36] Nolfi, S. and Floreano, D. *Evolutionary Robotics. The Biology, Intelligence, and Technology of self-Organizing Machines*. The MIT Press/Bradford Books. 2000.

[37] Nordin, P. and Banzhaf, W. An On-Line Method to Evolve Behavior and to Control a Miniature Robot in Real Time with Genetic Programming. *Adaptive Behavior*, 5, 2, 107-140. 1996.

[38] Ostergård, E.H. *Evolving Complex Robot Behaviour*. Master's Thesis. Department of Computer Science. University of Aarhus. 2000.

[39] Pfeifer, R., Blumberg, B., Meyer, J.A. & Wilson, S.W. (Eds). *From Animals to Animats 5: Proceedings of the Fifth International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books. 1998.

[40] Raidl et al. (Eds). *Applications of Evolutionary Computing*. Springer Verlag. 2003.

[41] Schwefel, H.P. *Evolution and Optimum Seeking*. Wiley. 1995.

[42] Thompson, A. *Artificial Evolution in the Physical World*. In Gomi (Ed.). Evolutionary Robotics. From Intelligent Robots to Artificial Life (ER'97). AAI Books. 1997.

[43] Watson, R.A., Ficici, S.G. and Pollack, J.B. *Embodied Evolution: Embodying an Evolutionary Algorithm in a population of Robots*. In Angeline et al. (Eds.). 1999 Congress on Evolutionary Computation. IEEE Press. 1999.