

自己進化可能な自律移動ロボット群のための局所交配戦略

創価大学 工学部 情報システム学科 畝見達夫

Local Mating Strategies for Evolvable Autonomous Mobile Robot Team

Tatsuo UNEMI

Dept. of Info. Sys. Sci., Soka University

unemi@iss.soka.ac.jp

Abstract: This paper proposes a design framework for evolvable robot team in a multi-agent environment, and describes experimental results on software level evolution to clarify the characteristics of the evolutionary processes. In the proposed framework of *Local Mating Strategy for mobile robot team*, each agent gathers the degree of task achievement and the genetic information from the nearest robot(s) to revise its own genome after a constant steps of work. It starts working again after this genetic operation. The experiments of ash sweeping by forty-eight autonomous mobile vacuum cleaners on the computer simulation is presented for a comparison among three cases; global mating, mating with the nearest two robots, and mating with the nearest robot of opposite sex. The experimental results show that local mating strategy works well to acquire a good behavioral strategy.

1 はじめに

未知環境や変動する環境で動作する、あるいは、解析が困難な複雑な環境で動作するロボットを設計する手法として、学習や適応と名付けられた様々な枠組が提案されている。ここでは、実際の自律分散型ロボットシステムに適用可能な自己進化の枠組としての局所交配戦略を提案し、シミュレーションをとおして、その性能を評価する。

ロボット設計への進化的計算の応用については、既にいくつかの試みがなされてきており、「進化ロボティクス (Evolutionary Robotics[9])」という名前も定着しつつある。典型的な接近法の1つは、制御規則を進化的に変更する機構をロボットに持たせることである。人工ニューラルネット [8, 11, 12] や分類子システム [7, 10] さらに遺伝的プログラミング [16] を用いた方法などが試されている。

ただし、これらの研究は単体のロボットを対象としており、進化的計算の枠組を単なる最適化手法の1つとして利用したものに過ぎない。進化とは、本来、適応的变化が集団で行われるものであるから、複数のロボットによる自律分散型のシステムの適応的性能向上にこそふさわしいと考えることもできる。

マルチエージェントに対する進化的計算の応用はいくつか試みられている。1つの方法は、単一エージェントの場合と同様に、進化的計算の枠組を最適化手法の1つと捉え、複数の集団についてそれぞれの性能を評価し、選択する方法である。つまり、1つのエージェント集団を進化における1つの個体に対応させる。Agahらはこ

の手法を分散ロボットシステムの制御則の発見に応用した [1]。Bullらは1つのロボットを複数の不均質なエージェントで制御するという枠組のもとで、この手法を試している [4]。

一方、個々のエージェントを進化における個体とみなすやり方は、動物集団における自然界の進化と相似である。人工生命の立場から動物集団から形成される生態系の進化をシミュレートしようとするれば、必然的にこの形態をとることになる。人工アリア、さらに抽象的なレベルでの研究もいくつかなされている [6, 17, 18, 3, 5, 13, 22]。

ここでは、工学的な応用を目標に、人工生命の研究に多くみられる後者の形態でのマルチエージェント進化の枠組を提案する。ダーウィン進化の基本要素は変異を伴う自己複製と自然選択の組合せである。自然界の生物は自己の体を複製することができるが、人工のロボットにハードウェアの自己複製を行わせる技術の確立には、まだ多くの困難があると思われる。ここでは、その困難さを回避するためにソフトウェアレベルでの進化を対象とする。また、自然界では適合度は、すなわち繁殖成功率である。しかし、工学的応用では設計者である人間の意図を反映する必要がある。つまり、適合度は自己複製能力ではなく、あらかじめ与えられたタスクの達成度で計られなければならない。

ロボットなどの制御則の発見に進化的手法を応用する場合に生じる大きな困難の1つは、膨大な数の性能評価をこなさなければならないという点である。多くの場合、実機による評価には多くの時間と労力が必要となるため、

シミュレーションによる評価が採用される。しかし、シミュレーションと実際との相違、あるいは、精密な物理シミュレーションを実現することの困難さから、しばしば適用が困難な場合も生じる。シミュレーションと実機での評価の組合せについての、Miglino[21]らの実証的な研究では、シミュレーションと実機の差は回避できないものの、シミュレーション結果を実機で調整するという方向で、十分実用になることが示されている。また、単体のロボットの实機による進化は Floreano らによって試みられている [8]。これは、ロボットを制御するエージェントが複数が時間分割により交互に実機の制御を行い、障害物回避戦略を獲得しようとするものである。移動ロボットの障害物回避のような比較的単純なタスクなら、実機でも十分進化が可能であることが示されている。ここで提案する方法も、いかに素早く十分な性能を獲得できるかが1つの鍵になる。

分散したエージェントを個体とみなす進化的計算は、超並列計算機や分散計算環境での高速実行を念頭においた分散 GA[26, 2] あるいは並列 GA[15, 19, 20, 24, 25] の1種と見ることでもできる。最適化手法としての分散 GA の性質については理論的にも調べられつつあり、通常の GA における大域的な選択方法と比較して収束が遅い分、多様性の維持については優れていることが示されている [23]。ここで提案する手法は、分散移動ロボット上での分散 GA とみなすこともでき、分散 GA の性質の多くの部分を引き継ぐことが予想される。

以下、提案する2つの手法について説明し、適用可能な問題領域と簡単な例題について述べ、シミュレーションによる性能評価について報告する。

2 移動ロボット群のための局所交配戦略

マルチエージェント研究においてエージェント間の協調を可能とするための通信形態の設計は、システムの性能を決定する重要な要素である。多くの場合、分散環境では情報を高速に全体に共有させることが困難なため、局所的な通信だけで全体としての秩序を形成することが重要となる。本手法に於いては、一般の進化的計算に用いられるような集団全体での大域的な適合度の比較は行わず、近隣の個体との局所的な比較によって選択を実現する。大域的な選択のためには集団内の全個体についての適合度を1つの上位エージェントに集め、結果を再び個体に戻すために、多対1、および、1対多の大域的通信が必要となる。

以下2つの方法のそれぞれについて説明する。

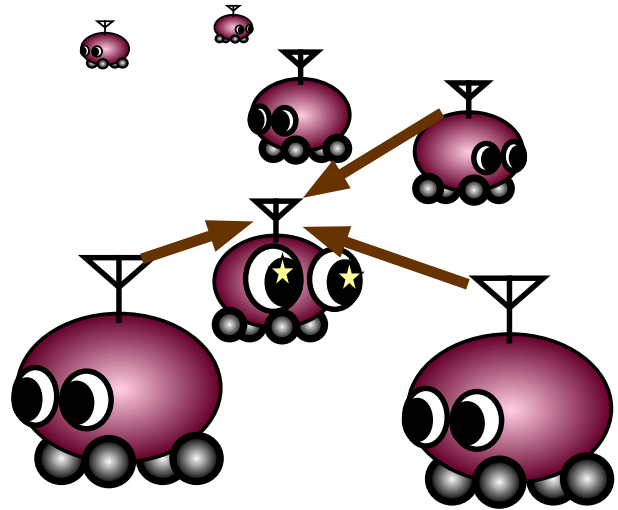


図 1: 局所交配戦略タイプ 1。観察による通信を用いて近隣のエージェントから情報を得る。

2.1 タイプ 1

タイプ 1 は、既に我々の強化学習と進化の組合せについての研究 [28] で使用した枠組である。ここでは、進化のみに着目するため、以前の学習付きの場合については言及しない。進化機構の概要は以下のとおりである。

適当な寿命をあらかじめ決めておき、寿命がくるまで各ロボットは各々の遺伝情報で規定される行動戦略に従って作業を行う。寿命が尽きた時点で、

1. 各ロボットは自分から近い方から $N - 1$ 台のロボットについての作業達成度の情報を収集する。
2. もし、自分も含めた N 台のロボットの中で自分が上位 $1/3$ にいれば変更無し。
3. もし、自分が中位 $1/3$ にいれば、上位 $1/3$ からランダムに選んだロボットの遺伝情報の一部を取り込む。
4. もし、自分が下位 $1/3$ にいれば、上位 $1/3$ からランダムに選んだロボットの遺伝情報に突然変異を加えたものを自分の遺伝情報と取り換える。

通信の形態としては図 1 に示すように「観察による通信」すなわち、たとえば送信側が情報を近くのエージェントから見えるように掲示し、受信側がそれを観察することで情報を得るといった形式になる。

2.2 タイプ 2

タイプ 1 の方法をハードウェアで実現するには、発信する情報を体に取り付けた表示器に書き出し、受信側が

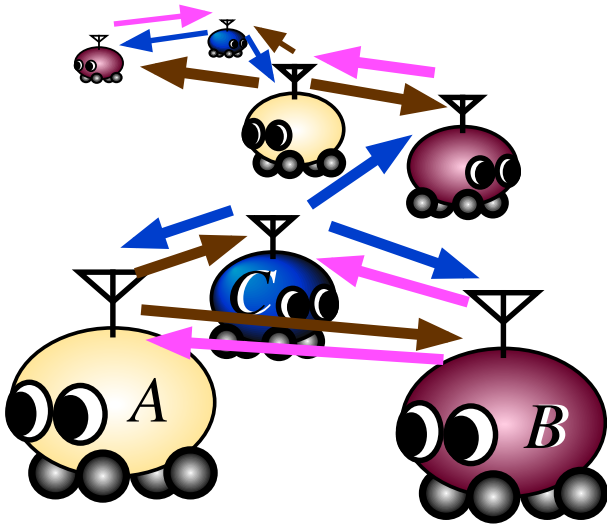


図 2: 局所交配戦略タイプ 2. 近隣の種エージェントからの信号を受け取る.

視覚的に情報を取り込む方法などが考えられるが, そのような仕掛けを既存の部品を使って小さなロボットに組み込むには, 技術的にいくつかの困難が予想される.

タイプ 2 の方法は, 一般に広く使われている FM 変調波による通信を仮定する. FM 変調では同じ周波数の電波が複数の発信源から出力される場合, 受信側でパワーの強い方の信号のみを読み出すことが比較的容易である. 同じパワーの発信源であれば近い方からの信号を受け取ることになる. この性質を利用して, 異なる 3 つの周波数 A, B, C を用い, 局所的な通信を実現することを想定する. どの周波数を発信に使うかによってエージェントを 3 種に分ける. 例えば, 周波数 A を発信に使うエージェントは周波数 B と C を受信に使い, 周波数 B を発信に使うエージェントは周波数 A と C を受信に使う. こうすれば, 図 2 に示すように, 各エージェントは近隣の 2 つの他種エージェントからの信号を受け取ることができる. 受け取った情報を元にした遺伝操作はタイプ 1 と同じである.

3 適用可能な問題領域

前節で述べた手法を適用するには,

1. 遺伝情報の交換のための行動がタスクの遂行を妨げないこと.
2. タスクの達成度を的確に表現できること.
3. 遺伝情報がタスクの達成に関わる行動戦略を的確に表現できること.

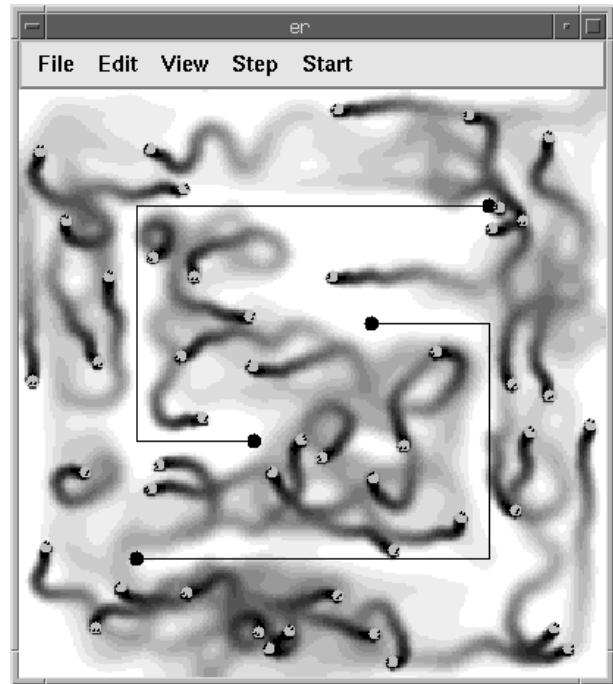


図 3: 掃除ロボット群のシミュレーション環境

が必要である. また,

1. タスクは複雑な協調を必要としない.
2. すべてのロボットのハードウェアは同一である.
3. ロボットの行動が引き起こす環境変化は小さい.

という条件を満たしていれば, 適応は容易になると考えられる. これらの観点から図 3 に示すような 2 次元平面上を移動するロボット群を想定し, 複数のロボットが, 障害物やお互いを回避しながら床に積もったホコリの掃除をするというタスクを設計した. 詳細は文献 [27, 28] を参照されたい.

4 実験

ロボット単体の機能は先の実験と全く同様に, 7 つの距離センサと直前のホコリ量を計るセンサを想定し, 行動選択肢として, 直進, 右 15° 回転後に直進, 左 15° 回転後に直進の 3 とおりを想定する. 各実行ステップに於いて各センサの入力の重み和により各行為の選択確率を算出する. この重みベクトルを遺伝情報として整数コーディングにより染色体に対応する 8 ビット整数配列に記録する.

タイプ 1 および 2 の局所交配戦略に通常の進化的計算と同様の大域的な選択による場合を含め, 計 3 とおりの各戦略について, 寿命すなわち遺伝操作の間隔ステップ数 L を 16, 32, 64, 128, 256, 512 の 6 とおりに変化さ

せ、個々の設定について50とおりの異なる乱数系列を用い、それぞれ16,384ステップ分のシミュレーション実験を行なった。集団内のエージェント数は48とし、タイプ2の局所交配戦略における各種のエージェントの比率は1:1:1つまり、各種16個体ずつを割り当てた。図4に、それぞれの戦略に於けるエージェントの平均性能の変化を示す。

いずれの戦略の場合も、世代と共に性能は向上する。ただし、寿命 L が短い場合には、世代毎の性能が安定しないため、進化が阻害される傾向が現れる。戦略間の比較では、性能向上の早さと異なる乱数系列に対する安定性の両方の点において、大域的選択、タイプ1、タイプ2の順に優れていることが図4のグラフから見てとれる。分散GAの研究では、局所交配戦略の方が大域的な戦略よりも多様性を維持しやすいために、ある種の多峰性の最適化問題に対して有効であると結論づけられているが、この実験では、問題の性質によると思われるが、大域的な戦略が最も優秀な性能を示した。また、タイプ2ではタイプ1に比べて交配の組合せに制約があり、比較的遠くにいるエージェントとも交配する可能性が高い。このため、場所に依存した戦略が生まれにくく、性能が落ちたものと考えられる。エージェントが吸い取ったホコリの量で適合度を評価しているため、既によく掃除された場所では戦略の善し悪しに関係なく性能は悪くなる。局所的な戦略の発生を期待するならタイプ1を採用する方がよい。

5 おわりに

自己進化可能な自律移動ロボット群の設計を進める上での基本的な枠組である進化戦略を提案し、2種類の局所交配戦略についてシミュレーション実験を通して性能を比較した。ここで述べた実験はすべて計算機上のシミュレーションに基づいており、実用的な応用に結びつけるには、実際のハードウェア上での実装と実験が必要となる。ここで用いたシミュレーションではデバイスの性能差によるエージェント間の性能のバラツキや、センサや通信のノイズ、床面と移動機構との摩擦による動作のゆらぎなどを考慮していない。

特に、ここでは通信が誤り無く確実に行われると仮定しているが、実機ではいくらかのノイズは避けられないものと考えられ、真に近いエージェントとの通信が可能かどうかは疑わしい。十分に近い距離のエージェントとしか通信できない、あるいは、同じような距離にあるエージェントからの電波の混信によって通信が失敗するなどの現象が予想される。特にタイプ2の戦略で移動しながら通信を行うと、通信中に同じ周波数の別のエージェン

トからの信号にすり代わる恐れもある。実際にハードウェアを構築し、これらの問題点について調査することが今後の研究の発展には重要である。

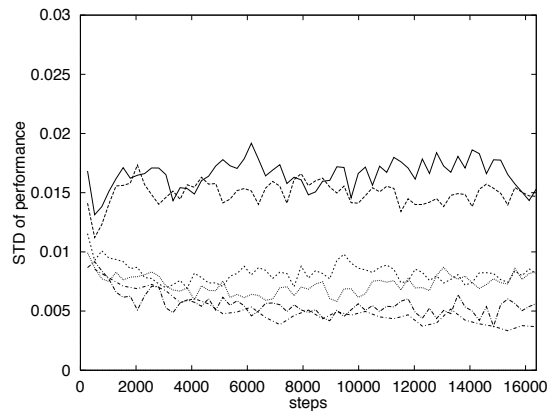
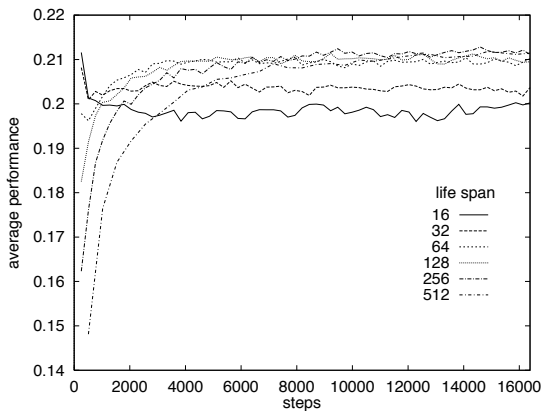
自己進化可能な人工物の出現は、人間と機械との関係に新たな局面をもたらす可能性がある。人間にとって容易には理解し難い動作を示すことも十分考えられる。人間らしさについての哲学的な問題、安全性を確保しながら人間にとっての利益を追求するためのガイドラインなども、同時に考えておく必要がありそうである。

謝辞

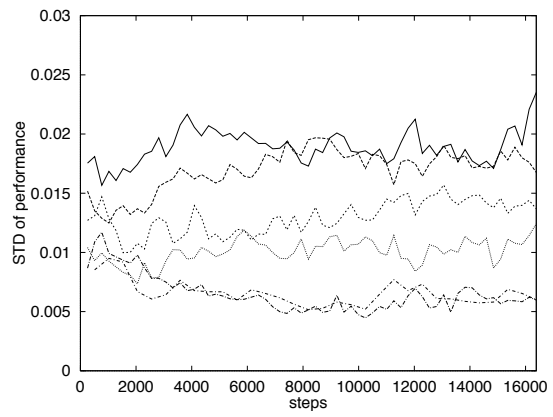
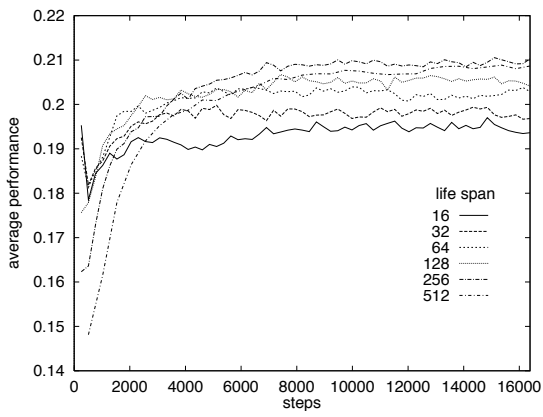
本研究は、文部省科学研究費補助金 重点領域研究 (1) 領域番号 264 「創発的機能形成のシステム理論」A04 「創発的学習・適応に関する理論とその応用」の補助のもとに行なわれた。

参考文献

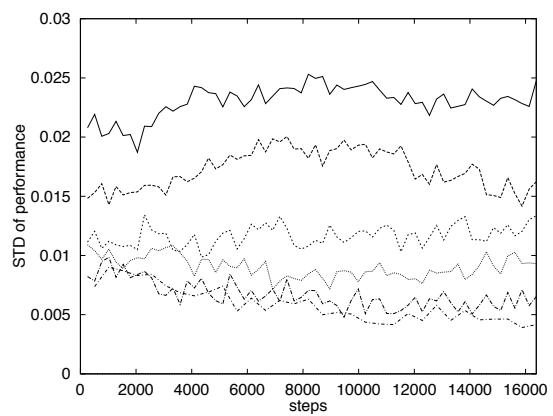
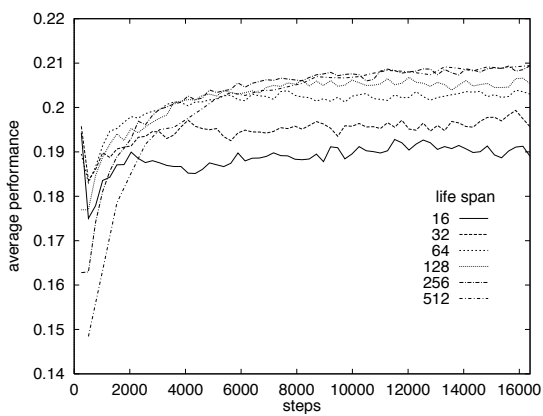
- [1] Agah, A.; Bekey, G. A. 1996. A Genetic Algorithm-Based Controller for Decentralized Multi-Agent Robotic Systems. In Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC'96). 431-436.
- [2] Belding, T. C. 1995. The Distributed Genetic Algorithm Revisited. In Proceedings of the Sixth International Conference on Genetic Algorithms, 114-121. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- [3] Bennett, F. H. III. 1996. Automatic Creation of an Efficient Multi-Agent Architecture Using Genetic Programming with Architecture-Altering Operations. In Proceedings of the First Annual Conference on Genetic Programming, MIT Press, Mass. 30-38.
- [4] Bull, L.; Fogarty, T. C. 1996. Evolutionary Computing in Multi-Agent Environments: Speciation and Symbiogenesis. In Parallel Problem Solving from Nature - PPSN IV, International Conference on Evolutionary Computation, volume 1141 of Lecture Notes in Computer Science. 12-21. Springer, Berlin.
- [5] Bull, L.; Holland, O. 1997. Evolutionary Computing in Multi-Agent Environments: Eusociality. In Proceedings of the Second Annual Genetic Programming Conference.
- [6] Collins, R. J.; Jefferson, D. R. 1991. AntFarm: Towards Simulated Evolution. In Langton, C. G.; Taylor, C.; Farmer, J. D.; Rasmussen, S. eds. Artificial Life II, Addison Wesley. 579-601.
- [7] Dorigo, M. 1995. ALECSYS and the AutoMouse: Learning to Control a Real Robot by Distributed



大域的選択



局所交配戦略タイプ 1



局所交配戦略タイプ 2

図 4: 3 とおりの戦略における進化過程．左側は 50 試行分の平均性能の変化を，右側はその標準偏差の変化を示す．

- Classifier Systems. *Machine Learning* 19: 3, 209–240.
- [8] Floreano, D.; Mondada, F. 1994. Automatic Creation of an Autonomous Agent: Genetic Evolution of a Neural-Network Driven Robot. In Proceedings of the Third International Workshop on Simulation of Adaptive Behavior, 421–430. MIT Press.
- [9] Gomi, T. (ed) 1997. *Evolutionary Robotics – From Intellinet Robot to Artificial Life ER’97*. AAI Books, Kanata, Ontario, Canada.
- [10] Grefenstette, J. J. 1992. The evolution of strategies for multi-agent environments. *Adaptive Behavior* 1 (1), 65–90.
- [11] Harvey, I.; Husbands, P.; Cliff, D.; Thompson, A.; Jakobi, N. 1996. Evolutionary Robotics: the Sussex Approach, *Robotics and Autonomous Systems*, to be published.
- [12] 星野 力. 1994. 人工生命の夢と悩み. 裳華房.
- [13] Iba, H. 1996. Emergent Cooperation for Multiple Agents Using Genetic Programming. In Parallel Problem Solving from Nature - PPSN IV, International Conference on Evolutionary Computation, volume 1141 of Lecture Notes in Computer Science. 32–41. Springer, Berlin.
- [14] Ishida, T.; Kakazu, N.; Weiß, G. 1996. *Workshop Notes on Learning, Interactions and Organizations in Multiagent Environment* at the Second International Conference on Multi-Agent Systems.
- [15] Juillé, H.; Pollack, J. B. 1996. Massively Parallel Genetic Programming, In Angeline, P.; Kinnear, K. E. Jr. (eds). *Advances in Genetic Programming II*, 339–357. MIT press.
- [16] Koza, J. R. 1992. Evolution of Subsumption. in *Genetic Programming: on The Programming of Computers by Means of Natural Selection*, 357–393. MIT Press.
- [17] Koza, J. R. 1992. Evolution of Emergent Behavior. in *Genetic Programming: on The Programming of Computers by Means of Natural Selection*, 329–355. MIT Press.
- [18] Luke, S.I Spector, L. 1996. Evolving Teamwork and Coordination with Genetic Programming. In Proceedings of the First Annual Conference on Genetic Programming, MIT Press, Mass. 150–156.
- [19] Manderick, B.; Spiessens, P. 1989. Fine-Grained Parallel Genetic Algorithms. In Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, 428–433. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- [20] Maruyama, T.; Hirose, T.; Konagaya, A. 1993. A Fine-Grained Parallel Genetic Algorithm for Distributed Parallel Systems. In Proceedings of the Fifth International Conference on Genetic Algorithms, 184–190. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- [21] Miglino, O.; Lund, H. H.; Nolfi, S. 1996. Evolving Mobile Robots in Simulated and Real Environments. *Artificial Life* 2: 417–434.
- [22] Mikami, S.; Wada, M.; Kakazu, Y. 1996. Combining Reinforcement Learning with GA to Find Coordinated Control Rules for Multi-Agent System. in Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation (ICEC’96). 231–236.
- [23] Sarma, J.; De Jong, K. 1997. An Analysis of Local Selection Algorithms in a Spatially Structured Evolutionary Algorithm. In Proceedings of the Seventh International Conference on Genetic Algorithms, 181–187. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- [24] Schleuter, M. G. 1992. Comparison of Local Mating Strategies in Massively Parallel Genetic Algorithms. In Männer, R.; Manderick, B. (eds). *Parallel Problem Solving from Nature, 2*, 553–562. Elsevier, Amsterdam.
- [25] Spiessens, P.; Manderick, B. 1991. A Massively Parallel Genetic Algorithm – Implementation and First Analysis. In Proceedings of the Forth International Conference on Genetic Algorithms, 279–286. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- [26] Tanese, R. 1989. Distributed Genetic Algorithm. In Proceedings of the Third International Conference on Genetic Algorithms, 434–439. Morgan Kaufmann Publishers, Inc.
- [27] 畝見 達夫. 1996. 強化学習エージェント集団の進化. 第2回創発システムシンポジウム資料, 42–47.
- [28] Unemi, T.; Nagayoshi, M. 1996. Evolution of Reinforcement Learning Agents – toward a feasible design of evolvable robot team. In [14].