

GA による並列二重倒立振子の振り上げ安定化制御

東京工業大学 井口圭一、木村 元、小林 重信

GA-based Control for Swinging up and Stabilizing Parallel Double Inverted Pendulums

Keiichi Iguchi, Hajime Kimura, Shigenobu Kobayashi

Tokyo Institute of Technology

Abstract: This paper presents a GA-based control for parallel double inverted pendulums. The neural network is used as a controller. A weight vector of neural network is optimized directly by UNDX; one of real-coded GAs, with no domain knowledge. As a result, we succeeded to acquire a controller that swings up and stabilizes a parallel double inverted pendulum. Also, we confirmed its robustness for noise. Several results by computer simulation are shown and investigated.

1. はじめに

ニューラル・ネットワーク (Neural Network : NN) は多くの研究がなされ、分類問題や、関数近似など様々な分野でその有効性が示されている。理論的な制御の難しいシステムの制御回路としての利用もそのひとつだ。NN ではその結合重みを学習する必要があるが、最も一般的には誤差逆伝播法 (Back Propagation : BP) [2] や種々のその改良手法が広く使われてきた。しかし、これらの学習法は目的関数の勾配情報を使用するため、教師信号の存在しない問題には適用できない。一方、理論的制御の難しい問題にはしばしば教師信号を使用できない問題が存在する。そこで、Neuro-evolution や遺伝的アルゴリズム (Genetic Algorithm : GA) の使用など教師信号を必要としない結合重みの学習方法が要求される。

本研究では、理論的制御の難しい問題として並列二重倒立振子 (Fig. 1) の振り上げ安定化問題を取り上げる。倒立振子問題は、一本の振子の振り上げ安定化や二本の安定化問題については種々のアプローチにより成功が報告されている。しかし二重倒立振子の振り上げ安定化については、多目的 GA によるアプローチ [1] などがなされているが、創発的な制御を獲得するには至っていない。

以降では、まず 2 章で対象問題と使用する手法について説明する。3 章では、並列二重倒立振子の振り上げ安定化の制御 NN が GA によって獲得できることを示

す。4 章では、ノイズ環境下での制御など、よりロバストな回路の獲得を目指す。

2. 対象問題と手法

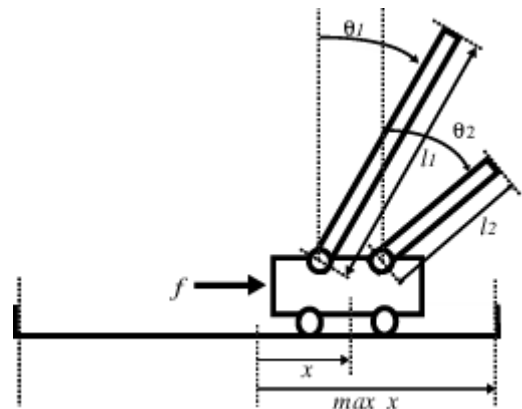


Fig. 1 Paralell double inveted pendulum system.

2.1 二重倒立振子

本研究では、Fig.1 のような並列二重倒立振子を扱う。台車には長さの異なる二本の振子が接続されていて、力は台車に対してのみ左右に加えることができる。台車に力を加えることにより、振子を頂上付近に保つことを「安定化」と呼び、初め下に垂れ下がった状態から振り上げ、頂上付近に安定化させることを「振り上げ安定化」と呼ぶ。また、部分問題として取り上げる一重倒立振子は振子が 1 本の問題で、比較的制御がや

さしい問題である。

台車の加速度 a と、各振子の角加速度 β_i は以下の式で与えられる。

$$a = \frac{\sum_{i=1}^2 m_i g \sin \theta_i \cos \theta_i - \frac{4}{3} \left(f + \sum_{i=1}^2 l_i m_i \omega_i \sin^2 \theta_i \right)}{\sum_{i=1}^2 m_i \cos^2 \theta_i - \frac{4}{3} \left(M + \sum_{i=1}^2 m_i \right)}$$

$$\beta_i = \frac{3(g \sin \theta_i - a \cos \theta_i)}{4l_i}$$

その他の各パラメータはTable. 1の通り。台車の可動範囲は限られており、範囲からはみ出した場合はそのステップで評価を打ち切る。

パラメータ	記号	初期値	範囲
台車の変位	X	0	-2.4 ~ 2.4
台車の速度	V	0	-16 ~ 16
台車の加速度	a	0	
振子の角度	θ_1, θ_2	,	
振子の角速度	ω_1, ω_2	0,0	-10 ~ 10
振子の角加速度	β_1, β_2	0,0	
重力加速度	g	9.8	
台車の質量	M	1	
振子の質量	M_1, m_2	0.2,0.1	
振子の長さ	L_1, l_2	1,0.5	
台車を押す力	f	0	-40 ~ 40

Table. 1 Parameters of the pendulum system.

2.2 NNの仕様

制御用のNNとして3層のフィードフォワード型NNを用いる。台車の変位、速度、各振子の角度、角速度を[-1:1]に正規化して入力する。出力層は1個で[0:1]の出力から以下の式によって台車を押す力を決定する。

$$f = MAX_F \times (output - 0.5)$$

中間層、出力層の各ニューロンには常に1を出力するバイアス・ニューロンを接続する。

2.3 GAの仕様

関数最適化問題に対して優れた性能を示すことが知られている、実数値GAを用いる。NNの各結合重みをそのまま遺伝子の要素としてコード化する。8-2-1の

NNの場合、バイアス・ニューロンとの結合重みも含めて、 $(8+1) \times 2 + (2+1) \times 1 = 21$ 次元の探索問題となる。

交叉、世代交代モデルには、実数値GAで優れた性能が示されている、UNDX[4] MGG[5]を用いる。

各NNの評価は500ステップ間行い、評価値は以下の式によって決定する。

$$evaluation = 5000 + 10 \times \sum_t \min(\cos \theta_1^t, \cos \theta_2^t)$$

評価期間中、2本の振子を常に立てていた場合に最高値10000、下に垂らしていた場合に最小値0をとる。

3. 振り上げ安定化回路の獲得

3.1 入力の連続化

振子の角度をNNに入力する際、 θ の値をそのまま使用すると、必ず不連続な点が出来てしまう。NNではその性質上、入力が不連続な点で連続した出力を得る回路を獲得するのは難しい。とくに、頂上付近(0,2)はもっとも細かい制御を必要とする場面であり、ここに不連続点が出来ると結果として、頂上付近では常に正負最大の力を交互にかけることによる安定化を学習してしまうことになる。

この弊害を避けるために、角度の入力には \cos 、 \sin を使用する。これにより、NNへの入力は振子一本につき一つ増え求めるべき結合重みが増えるため、GAの探索すべき次元数は増えるが、入力を連続化することができる。

3.2 探索範囲の限定

・NNによる制御の特徴

NNを系の制御に用いるとき、あるNNのすべての結合重みを定数倍して得られる回路はもとの回路と似た性質を持つ。とくに、出力が0.5より大きい小さいかのみに着目すると、ほぼ同じ結果が得られる。

つまり、あるNNのすべての結合重みを1以上の定数倍した回路を倒立振子の制御に適用すると、元の回路より大きな力をかけることによって、すばやく振り上げることができ、評価値は高くなる傾向がある。しかし、すべての結合重みが大きくなることは、すなわち細かい制御が出来なくなることでもある。理想とする制御は、「はじめ大きな力を加えることにより、すばやく振り上げ、頂上付近では徐々に加える力を減じ安

定状態に移行する」というものだが、すべての結合重みが大きくなりすぎた回路では、常に正負最大の力を加えることしか出来ず、後半の「頂上付近では徐々に加える力を減じ安定状態に移行する」を達成することが出来ない。

・ UNDX の性質

一方、実数値 GA でその性能が実証されている UNDX [4] はFig. 2に示すように二つの主親の周りに正規分布にしたがって子個体を生成する。このとき、二つの主親が定数倍方向に並んでいると、正規分布にしたがって、その差を縮小する方向と同様、さらに拡大する方向にも子個体を生成しやすくなる。しかも上で述べたように、同様の性質を持つ回路ではより大きな結合重みを持つ個体のほうが評価値が高くなる傾向にあり、次世代に残る可能性が高くなる。よって次世代では、さらに結合重みが大きくなる方向への進行が速される。

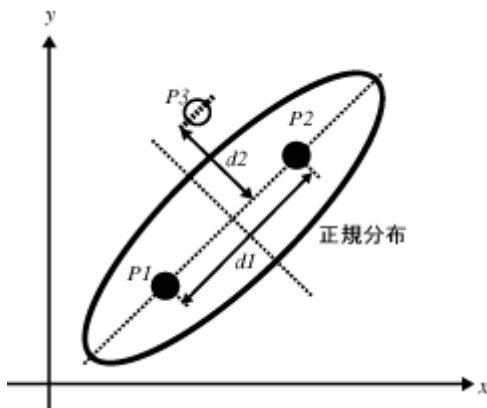


Fig. 2 UNDX

これらの作用により、NN の結合重みに対して、単純に UNDX を適用したのでは一重倒立振り子において、振り上げ安定化を行うことはできるが理想とする制御は獲得できない。そこで、NN を生成する際に結合重みベクトルを半径 10 の超球面上に押し込める強制操作を導入する。この操作により、結合重みが大きくなりすぎること防ぐ。また、上で述べた NN の性質より、この操作によって NN の表現力が大きく低下することもない。

3.3 一重倒立振り子

まず、比較的簡単な問題である一重倒立振り子の振り上げ安定化問題に適用することによって、入力の連続

化、探索範囲の限定を行った効果を調べた。

・ 設定

NN の中間層は 2 個。集団サイズ 100、生成子個体数 30、打切り世代数 10,000。NN への入力と、強制操作の有無はTable. 2のとおり。

	入力	強制操作
実験 A		なし
実験 B	cos 、 sin	なし
実験 C		あり
実験 D	cos 、 sin	あり

Table. 2 Experiments setting

・ 結果

Fig. 3に実験 A ~ D の収束曲線を示す。一重倒立振り子問題は比較的簡単な問題であり、実験 B,D では求めるべき結合重みが増えたため、実験 A,C に比較し収束が遅くなっているが、どの実験も最終的に評価値 8000 を超え、振り上げ安定化に成功している。

それぞれの実験で得られた NN でシミュレートした結果 (Fig. 1 ~ Fig. 7) は回路によって異なる。

実験 A,C では、入力が不連続なため、振り子が立っている状態でも左右に最大の力を交互にける制御を獲得してしまっている。また、実験 A,B で得られた回路の結合重みは最大で 10^7 になっており、細かい制御が出来なくなっている。それらに対し、角度の入力に cos 、 sin の値を使用し、NN 生成時に強制操作を加えた実験 D では、「はじめ大きな力で振り上げ、振り子が立ったら徐々に力を減じ安定状態に移行する」という制御を獲得している。

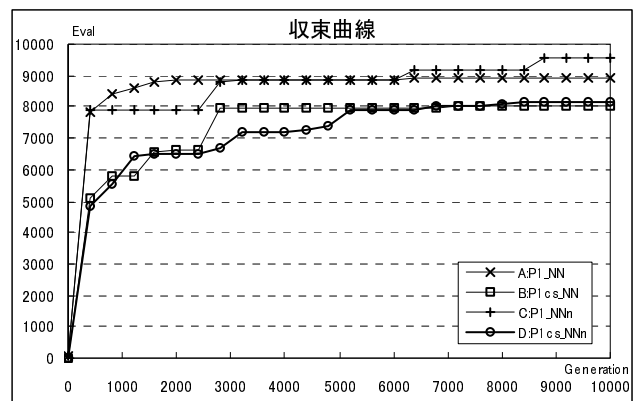


Fig. 3 Convergence curve of Ex.A-D

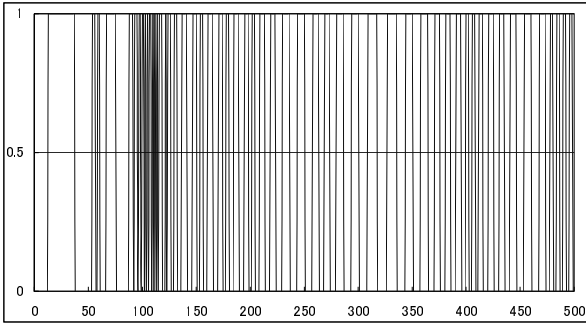


Fig. 4 outout of Ex.A

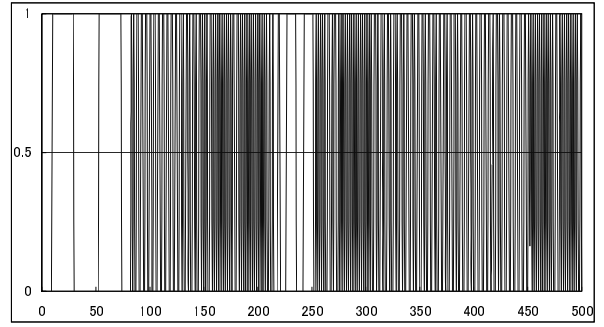


Fig. 5 outout of Ex.B

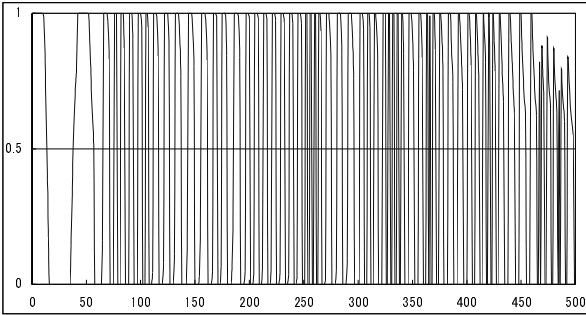


Fig. 6 output of Ex.C

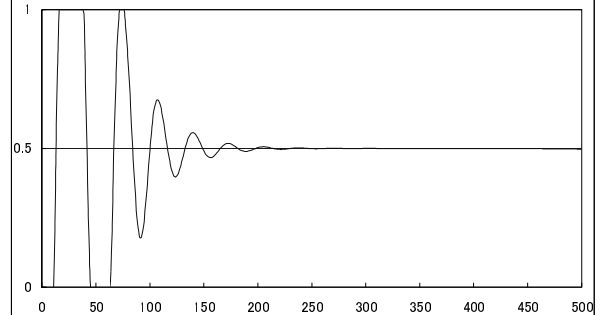


Fig. 7 output of Ex.D

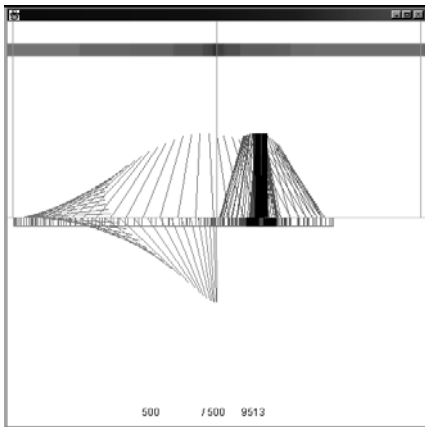


Fig. 8 Simulation of Ex.D NN

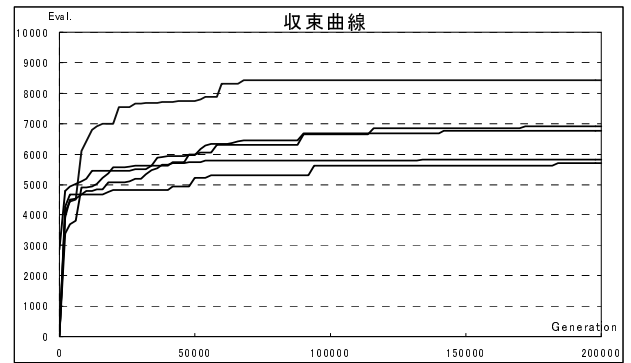


Fig. 9 Convergence curve of swing up and stabilize control of the paralell double inverted pendulum system

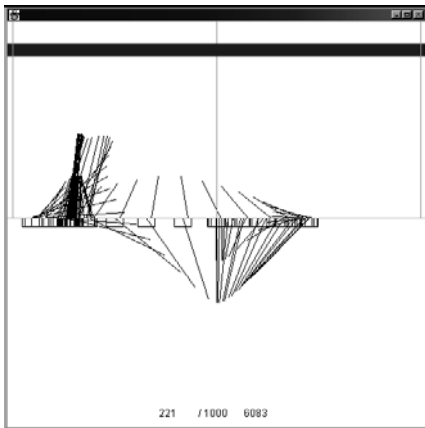


Fig. 10 Simulation of double pendulum system

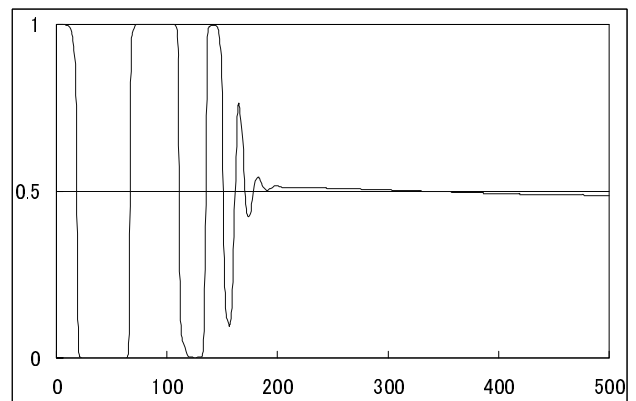


Fig. 11 out put of the NN

3.4 並列二重倒立振り子

・設定

NNへの各振子の角度の入力には、一重倒立振り子の実験で効果の確認された \cos 、 \sin の値をもちいる。入力は $(x, v, \cos \theta_1, \sin \theta_1, \dot{\theta}_1, \cos \theta_2, \sin \theta_2, \dot{\theta}_2)$ の8入力、中間層は2個で、8-2-1のNNとなり、探索次元数は21次元。集団サイズ500、生成子個体数100、打切り世代数200,000とする。

・結果

5試行の収束曲線をFig. 9に示す。評価値8000を超えると、ほぼ振り上げ安定化に成功する。しかし、多くの実験で、評価値6000、7000前後の局所解にとらわれている。評価値6000付近の解は、二本の振子を同時に回し続けるもので、7000付近の解は、一本の振子を立て、もう一本をまわしつづけるという解である。これらの存在は、評価値として式(1)を使用する限り避けられない。

Fig. 10に実験で得られた最良解の様子を示す。Fig. 11はそのときのNNの出力を示す。最初の200ステップ辺りまでの出力が大きく、振り上げを行っていることがわかる。その後、小さな力を加えながら安定状態を保っている。

4. ロバストな回路の獲得

3章で求めたNNは、ノイズのない環境で、評価期間の500ステップの間だけ、固定された初期状態からのみ振り上げ安定化できるが、これらの条件のどれかが崩れると、全く制御できなくなってしまう。NNは本来、汎化能力にすぐれているとされており、これではNNの性能を生かしきれていない。

3章では固定された状態からのみの評価値のみで探索を行っていたため、線の探索になっていたと考えられる。そこで、様々な初期状態から開始したシミュレーションの評価値をもちいた探索を行うことにより、面の探索を目指す。

4.1 一重倒立振り子の振り上げ安定化

・設定

-0.05、0、+0.05の3点からスタートした評価値の平均を評価値とする。

・結果

実験の結果得られたNNは、評価に使用した、-0.05、0、0.05以外の値からスタートしても振り上げ安定化は可能だった。また、以下の式により台車を押す力に対してノイズを加えた環境でも振り上げ安定化することが出来た。

$$noise = N(0, f/10) \times MAX_F.$$

Fig. 12に1000ステップ間シミュレーションを行った時のノイズの加わった出力と、振子の角度の \sin の値を示す。

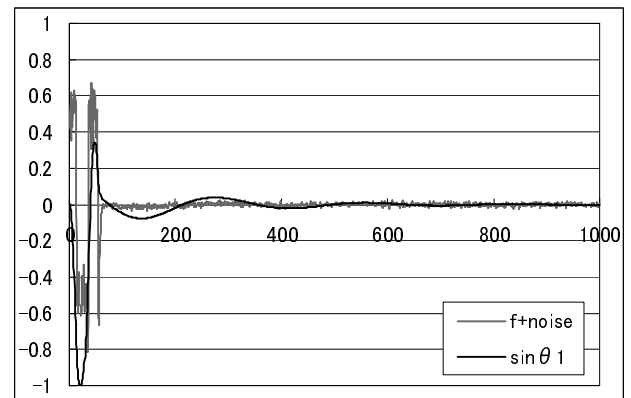


Fig. 12 robust control of the single pendulum system

4.2 並列二重倒立振り子の安定化

・設定

各振子について初期角度を-0.05、0、0.05の3状態からスタートした評価値の平均を新しい評価値とする。

・結果

得られたNNは、評価に使用した振子の初期角度 $[-0.05 : 0.05]$ や、評価ステップの500ステップを越えても2本とも立てつづけることが出来た。Fig. 13、Fig. 14にもっとも難しいと思われる、「二本の振子が反対の方向(-0.06、0.06)へ傾いている状態」からノイズのある環境での1000ステップのシミュレーションの様子を示す。ノイズは式(1)による。

はじめに、やや大きめの力をかけることによって、二本の振子を同じ向きにした後(Fig. 13)安定化に移っている。かなり大きなノイズが入っているにもかかわらず、徐々に振動は小さくなり、評価期間を大きく超えても2本とも、安定して立っている。

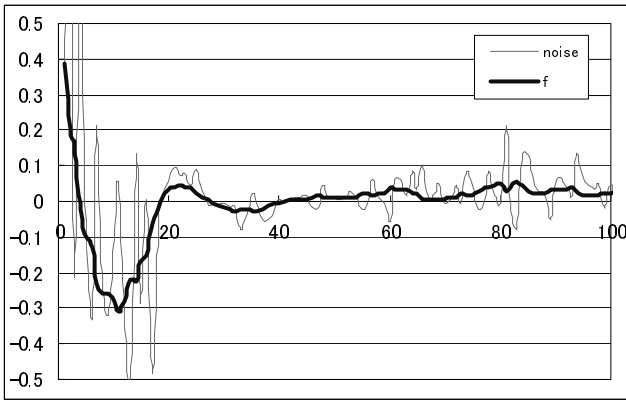


Fig. 13 output with noise of first 100 steps.

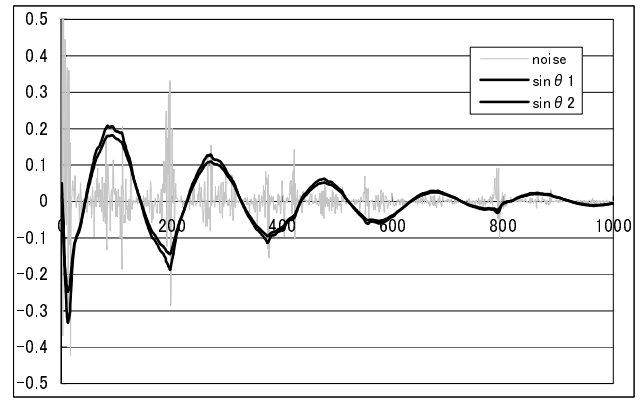


Fig. 14 noise and angle pendulums.

5. まとめ

- 理想的環境下での並列二重倒立振子の振り上げ安定化回路の獲得に成功した

NN への入力を連続化すること、結合重みが大きくなりすぎないように強制操作を行うこと、によって並列二重倒立振子の振り上げ安定化回路を獲得出来ることを示した。

- ロバストな安定化回路の獲得に成功した

初期値をずらして探索を行うことによって、初期値のみでなく、ノイズや評価期間に対してもロバストな回路を獲得できることを示した。

6. 今後の課題

- 並列二重倒立振子のロバストな振り上げ安定化制御の獲得

ロバストな安定化回路を獲得することには成功したため、3章で得られた回路を振り上げように使い、安定化領域に達したら、回路を切り替えることによって、ロバストな振り上げ安定化は可能であるが、ヒューリスティックを含まずにそのような回路の獲得を目指す。

- 獲得率の向上

本論文の実験では、振り上げ安定化の獲得には、とらわれやすい局所解が存在し、成功率が低い。評価関数にてを加えることなく、局所解にとらわれない、もしくは局所解から回復する探索を目指す。

- 他問題への適用

本論文により、入力の連続化、結合重みの強制操

作によって今まで獲得できなかった、並列二重倒立振子の振り上げ安定化に成功した。この手法が、並列二重倒立振子の振り上げ安定化に限らず、広く有効であることを示すために、他問題へ適用し確認したい。

参考文献

- [1] 武市 雅司、小林重信：GA による並列二重倒立伸子の振り上げ安定化制御,SICE 第 27 回知能システムシンポジウム資料 133 / 138 (2000)
- [2] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams: Learning internal representations by error propagation. In D. E. Rumelhart and J. L. McClelland, editors, *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition*, 318 / 362 MIT Press (1986)
- [3] Isao Ono, Miyuki Takahashi, Norihiko Ono: Evolving Neural Networks in Environments with Delayed Rewards by A Real-Coded GA using the unimodal Normal Distribution Crossover, *Congress on Evolutionary Computation 2000 Vol.1* 659 / 666 (2000)
- [4] Ono, I. And Kobayashi, S.: A Real-coded Genetic Algorithm for Function Optimization Using Unimodal Normal Distribution Crossover, *Proc. 7th Int'l Conf. On Genetic Algorithms*, 246 / 253 (1997)
- [5] H. Satoh, M. Yamamura, S. Kobayashi: Minimal Generation Gap Model for Gas considering Both Exploration and Exploitation, *Proceedings of IIZUKA '96*, 494 / 497 (1996)