

非厳密評価規準 GA によって進化させた倒立振子のニューロ制御*

山本 哲彦^{*1}, 花田 真一^{*2}, 中園 邦彦^{*3}
金城 寛^{*4}, 玉城 史朗^{*1}Neuro-control of Inverted Pendulum Evolved
by GA with Rough EvaluationTetsuhiko YAMAMOTO, Shin-ichi HANADA, Kunihiko NAKAZONO,
Hiroshi KINJO and Shiro TAMAKI

In this work we consider unstable control objects such as an inverted pendulum. Two evaluation procedures in genetic algorithm (GA) are set. The first involves the following steps: set two limits, $-\theta$ and θ , on both sides of the unstable equilibrium point, set an initial point θ_0 in $[-\theta, \theta]$, initiate a motion, measure the time when the motion reaches one limit, repeat simulations of neuro-control, select neural networks in order of length of holding times, and apply GA-crossover to superior neural networks of long holding times. The second involves the following steps: select neural networks in order of shortness of settling time to the equilibrium point, and apply GA-crossover to superior neural networks of short settling times. We adopt only the first evaluation procedure in the early generation stages of GA. After the number of neural networks of controllability reaches a sufficient percentage of all the neural networks in a computer, we adopt the second evaluation procedure, and GA evolution is continued. Neural networks of controllability appear at about the 10th generation and evolve to the ability limit predetermined by the structure of neural networks.

Key Words: Automatic Control, Artificial Intelligence, System Engineering, Genetic Algorithms, Rough Evaluation, Neural Networks, Direct Control, Inverted Pendulum, Environment Adaptation

1. はじめに

制御工学は振動の数学を利用して発展してきた。それは目標値の近傍を揺れ動く制御量の変動が振動現象に類似しているからである。この伝統的手法からは厳密な制御システムの設計や解析の研究が進展した。他方、人間のもつ制御感覚を規則にして制御器として組込もうとするファジィ制御や生物の神経回路網のもつ情報処理能力を利用しようとするニューロ制御が研究され始めた。これらは制御システム設計の開発に要するマン・パワーの節約ができる利点がある。本研究はこの後者に属する。

不安定動的システムである倒立振子を制御対象に選り、これを神経回路網で直接制御することを考える。神経回路網による倒立振子の制御に関する研究は多い。池田らは、定性的にはある程度の見先の知識があるが定量的には未知の部分が多い制御対象について試行によって制御則を獲得し倒立振子を安定制御させた⁽¹⁾。熊

谷らは、1入力1出力の神経回路網を群に構成し規範モデルを学習させ倒立と位置制御を行なった⁽²⁾。大松・北川はPID制御器のゲインを神経回路網によって調整させ制御に成功している⁽³⁾。いずれにしても高度な知識を駆使している。本論文では、制御対象の不安定性を逆に利用して、自己発生する極めて簡潔な制御器の設計法を提案する。

神経回路網の最適化の方法として遺伝アルゴリズム(以下、GA)を採用する。GA適用の際、評価規準を設定する必要がある。GAは最適化の手法というより環境適応化の手法である。評価規準は神経回路網がさらされる環境への適応度と解釈してよい。本論文では、数理的規準を採用せず非厳密な規準を採用することを試みる。最初はゆるやかな評価規準を適用し低い能力でもよいから発生をうながし、その後、より制御能力の高い神経回路網を得るためにはその目的に合う規準を付加すると有効である。

2. 倒立振子

考慮した倒立振子システムは Fig.1 に、その仕様は Table 1 に示す。運動方程式は次のようになり、これをシミュレーションに供する。付は時間微分を表わす。

* 原稿受付 1995年3月20日。

^{*1} 正員、琉球大学工学部 (〒903-01 沖縄県中頭郡西原町字千原1)。^{*2} 九州三菱電機プラントサービス(株) (〒812 福岡市博多区上牟田1-17-1)。^{*3} 琉球大学大学院。^{*4} 琉球大学工学部。

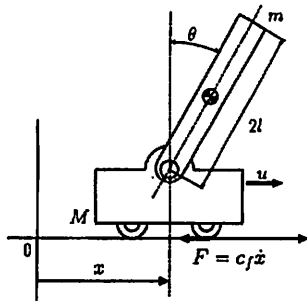
$$\dot{x} = Ax + Bu \quad \dots (1)$$

$$x = \begin{bmatrix} x \\ \dot{x} \\ \theta \\ \dot{\theta} \end{bmatrix} \quad \dots (2)$$

$$A = \frac{1}{D} \begin{bmatrix} 0 & D & 0 & 0 \\ 0 & -c_f(J + ml^2) & m^2 l^2 g & cml \\ 0 & 0 & 0 & D \\ 0 & c_f ml & -mg(M + m) & -c(M + m) \end{bmatrix} \quad \dots (3)$$

$$B = \frac{1}{D} \begin{bmatrix} 0 \\ J + ml^2 \\ 0 \\ -ml \end{bmatrix} \quad \dots (4)$$

$$D = (M + m)(J + ml^2) - m^2 l^2 \quad \dots (5)$$



x : Position of cart
 θ : Inclination of pendulum
 { + : Clockwise
 - : Counterclockwise
 u : Control force
 F : Viscous friction

Fig.1 Inverted pendulum

3. 制御システムの構成

制御システムは4入力-中間層10要素-1出力の3層階層型神経回路網(図中, NN)を制御器とする直接制御とし(Fig.2), ニューロンの出力特性は原点对称のシグモイド関数を採用する。神経回路網の結合重み w_{ij}^k (i : 前段の i 番目の要素, j : 次段の j 番目の要素, k : 第 k 層と第 $k+1$ 層間の結合) の調整には GA を用いる。すなわち, ニューロン間の結合重みを遺伝子と考え 31 ビットの変数とし区間 $[-1, 1]$ に振り分ける。

Table 1 Specifications of inverted pendulum system

| (Advanced Control Laboratory Co. Ltd.) | | |
|----------------------------------------|------------------------------------------------------------------|---------------------------------------------|
| Symbol | Meaning | Value |
| M | Mass of cart | 4.4(kg) |
| c_f | Friction coefficient of cart system | 19.2(kg/s) |
| J | Inertial moment of pendulum (with respect to the gravity center) | $2.14 \times 10^{-3}(\text{kgm}^2)$ |
| l | Length between gravity center and pin-joint | 0.115(m) |
| c | Viscous friction coefficient at pin-joint | $4.9 \times 10^{-4}(\text{kgm}^2/\text{s})$ |
| m | Mass of pendulum | 0.1(kg) |

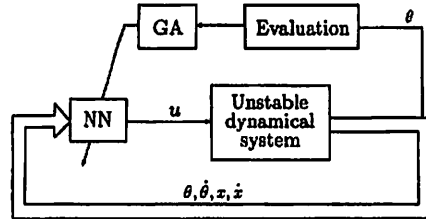


Fig.2 System structure

4. 遺伝アルゴリズムと評価規準

GA に供する個体数は 50 個体, 交叉のできる個体は全体の上位半数のものとし, 突然変異は 2% とする。

4.1 評価規準 1 倒立振子は, 不安定平衡点近傍に安定制御されることが必要である。平衡点ではない初期角変位 θ_0 (例えば, 1°) から自由運動を開始すれば, 振子は支点の鉛直直下である安定な平衡点を目指して角変位する。これに制御をかければ振子は不安定平衡点近傍に動揺するであろう。倒立制御が成功すればそのまま倒立状態が保てるが失敗すれば倒れる。そこで, 一定の限界を設けてその限界値 $\pm \theta$ に達する時間 t_{ii} を計測する (Fig.3)。この限界値はその値には特に意味を持たない。初期値より大きい値であれば良い (例えば, 5°)。この限界値への到達時間 t_{ii} の長い順から神経回路網を上位に位置付け, GA の選別にかかる。

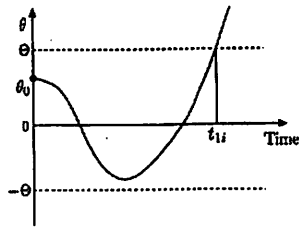


Fig.3 Evaluation 1

進化過程の初期にこのようなゆるやかな評価規準を設けることで倒立能力のある神経回路網（以下、有能回路網）の発生が容易になる。

4.2 評価規準2 上記の規準だけでは、世代が進んでも倒立能力があるというだけの神経回路網が交叉をくりかえし、進化が進まないことが考えられる。そこで新しく整定時間 t_{2i} を計測し、速やかに振子を倒立制御する神経回路網が出現するよう判定規準を厳しくする。整定時間の検出法は、角変位と角速度が同時にゼロになる時点とする（Fig.4）。

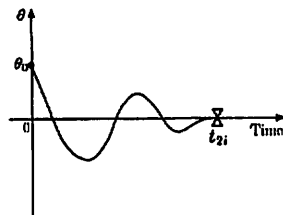


Fig.4 Evaluation 2

整定時間の短いものから上位に順位付けし、GAの選別にかける。交叉には複数個体あればよいので、整定時間の余りに長いものは交叉に用いない。この規準を適用する時点は、規準1の適用後、倒立能力をもち整定時間の計測が可能な制御をする神経回路網が複数個体得られるようになった時点以後である。または有能回路網が集団全体に充満してからでも良い。

この規準による進化はその後継続させる。

5. 進化の実験と考察

振子の傾斜角の初期値 $\theta_0 = 0.5^\circ$ 、限界値 $\theta = 10^\circ$ と設定し、GAによる進化シミュレーションを行なった。最初、神経回路網の結合重みに乱数を置いた。最初の乱数の種（シード）にもよるが、ワークステーション (OMRON LUNA 88K) によるシミュレーションで

数分にして有能回路網が出現し、その数を増加させた (Fig.5)。制御結果は後述する。

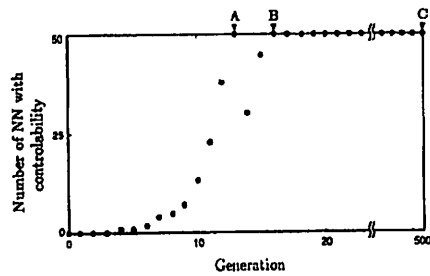


Fig.5 Evolution process

図中、記号Aの世代で有能回路網が集合全体を占める。そこで、評価規準2を導入する。整定時間の余りに長いものは処理時間の短縮のため、交叉から排除するので有能回路網の数は減少する。その後、GAの効果で有能回路網の数は増加し集団全体を占める。この世代を記号Bで図中に示した。その後GA処理を500世代（記号C）まで進めた。

整定時間の分布を Fig.6 に示す。

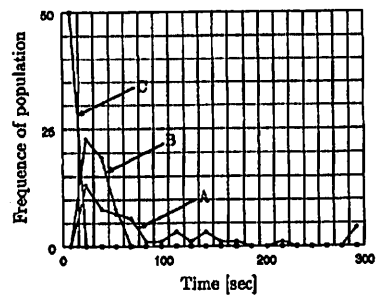


Fig.6 Distribution of settling time

世代Aでは玉石混淆の状態であるが、世代Bでは整定時間が短いものが多いとなり、世代Cで50個体全てが1.4s以内に振子を倒立整定させている。500世代までに現れた有能回路網を使って制御させ、その応答を観察すると、世代B以前にも極めて短時間（1.0s以内）で整定させる個体も存在する。

原点对称のシグモイド型出力特性関数をもつ神経回路網による直接制御では位置の制御も同時に行なわれている。これは、出力特性関数として原点对称のシグモイド関数を採用したため、特に指定しなくても、神経回路網の出力が0に設定されるためと考えられる。

制御結果は次のようになった。Fig.7は有能回路網が発生するまでの未熟な回路網による制御結果である。

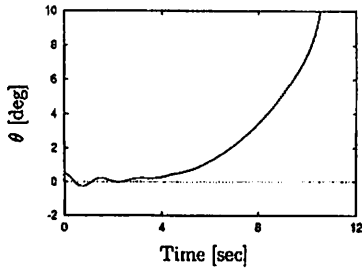


Fig.7 Immature neuro-control

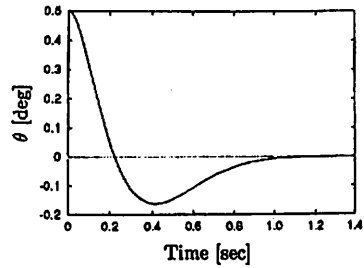
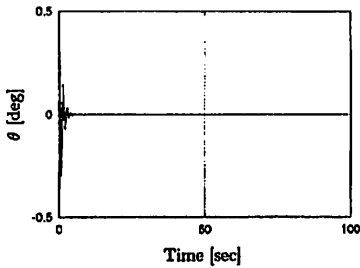
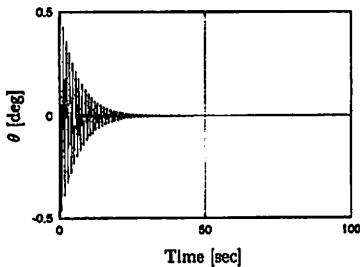


Fig.9 Elite neuro-control at Generation C

世代 A では Fig.8 (a), (b) のように振動があり, 整定



(a) Superior neuro-control



(b) Inferior neuro-control

Fig.8 Control results at Generation A

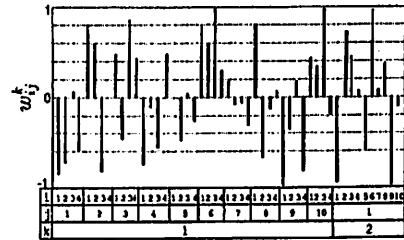


Fig.10 Map of connecting weights

すなわち結合を切っても制御には大きな影響を与えないと考えられる。そこで、小さい値の w_{ij} から順に 0 に置換して応答を観察すると、制御能力は次第に衰え、振動が激しくなり整定時間は長くなった。絶対値が 0.6 以下の w_{ij} を 0 に置換したものは速やかに倒立させ倒立能力が向上したかに見えたが位置の制御能力を失った。この事実は、位置に対してはどの位置でも安定なので位置制御に関する結合重みの値は小さいことを示している。

弱い結合を取り去って整理した神経回路網は Fig.11 に示される。倒立制御だけの目的には、この神経回路網で十分対応できることをシミュレーションで確認した。

時間は不ぞろいで長短さまざまである。世代 C になると、全ての有能回路網が Fig.9 のように 1 度のオーバーシュートで整定させる。回路網の構造上の制約によりこれ以上の制御性能は期待できない。

6. 有能回路網の結合重みと入出力曲面

世代 C における有能回路網の結合重み w_{ij} の配置は Fig.10 のようになった。当然ながら、それぞれの有能回路網の結合重みの配置状態はほとんど同じである。

小さい値の結合重みは 0 に置換してもかまわない、

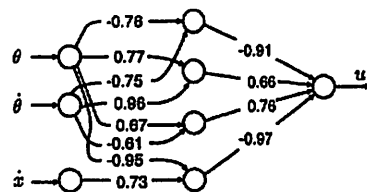


Fig.11 Simplest neural network with controllability

神経回路網の入力数は 4 であるので、その入出力関係は平面には描けないが、 x, \dot{x} を 0 にしたときの操作量 u の変化および $\theta, \dot{\theta}$ を 0 にしたときの操作量 u の

変化は Fig.12 に示したようになる。操作量は常にこの曲面にある訳ではない。

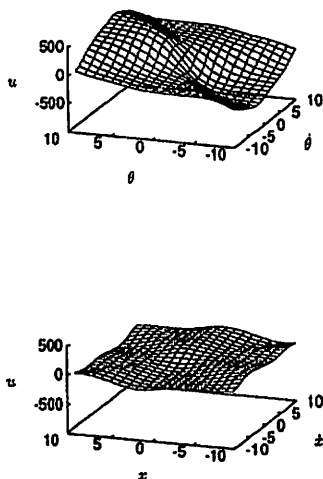


Fig.12 Input-output of neural network
(NN in Figs.9,10)

7. 振子の長さの許容範囲

神経回路網が制御能力をもつよう進化させるときは、振子は一定の長さである。進化のときの振子と異なる長さの振子を台車に取り付けたとき、有能回路網がどの程度の長さの範囲で振子を倒立制御できるか調べた。0.115 m で進化した神経回路網は 0.05 m から 0.47 m の長さの振子を、0.47 m で進化した神経回路網は 0.037 m から 0.62 m までの振子を倒立制御させた。

8. 実機運転

進化過程の中で最も制御能力が優れている神経回路網をパーソナルコンピュータに組み込み、シミュレータ作成の基とした実機を運転した。応答が振動している主な原因は、タイミングベルトとスプロケットの噛み合わせやレール摩擦などの機械的不均一性、バックラッシュ（台車位置 x にして、約 2 mm）であると考えられる。

振子の打撃の中心に衝撃力を与えると台車に力を作用させず振子に角速度を与えることができる。直立制御されている振子に水平に衝撃を与えると、動揺したのち直立に復元する (Fig.13)。

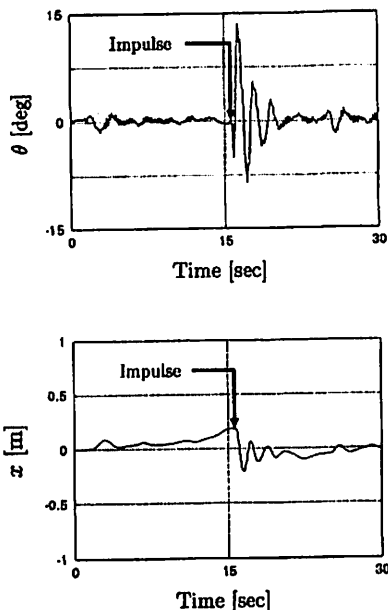


Fig.13 Control of real inverted pendulum and impulse response

9. まとめ

- 1) 倒立振子の制御を神経回路網による直接制御で行なった。
- 2) 神経回路網の適応化に遺伝アルゴリズムを用いた。
- 3) 非厳密な評価標準を採用し制御能力のある神経回路網の発生を容易にした。すなわち、初期値より大きい値をもつ限界値を設定し、これに達する時間の長い順に上位として遺伝アルゴリズムにかける。
- 4) 倒立制御能力のある神経回路網が複数発生したら、優れた制御能力を持たせるため、上記の規準に加え、整定時間の短い順に上位として遺伝アルゴリズムにかける。
- 5) ニューロ制御のシミュレーション実験結果によると、進化した神経回路網は 1 回のオーバーシュートで振子を倒立制御した。
- 6) 実機に適用し、インパルス応答を示した。

謝 辞

ダイキンプラント株式会社 吐合隆拓君の協力を受けた。記して謝意とする。

参考文献

- (1) 池田直人, 斎藤真也, 北村真三: 多層ネットワークによる倒立振子の安定化学習制御, システム制御情報学会誌, Vol.3, No.12, pp.405-412, 1990
 - (2) 熊谷 徹, 秋山 敏, 和田允雄: ニューラルネットワーク群を用いた倒立振子の学習制御, 日本機械学会論文集(C編) 58巻550号, pp.1781-1786, 1992-6
 - (3) 大松 繁, 北川勝秀: GA の最適化による倒立振子の安定化, 計測自動制御学会合同シンポジウム, pp.507-512, 1994-10
-