

ニューラル・ネットを用いたコントローラの自動生成法の開発

Development of Self-Organizing Neural-Net Controller System

藤 井 輝 夫*・浦 環*
Teruo FUJII and Tamaki URA

1. は じ め に

筆者らはこれまで、既存の制御方法による望ましい操縦例を教示データとして、これをニューラル・ネットにオフラインで学習させることにより、コントローラとしての機能を習得させるという方法について検討を加えてきた¹⁻³⁾。この方法を実際の問題に適用する場合には次のような制限が存在する。

- 1) 運動の状態あるいは周囲の環境条件の変化による制御対象の運動特性の変化や目標値の変更に追従するためには、そのつど新たに学習を行うか、あらかじめ複数のケースについて学習を行っておく必要がある。
- 2) 計算機シミュレーションによって学習を行う場合には、制御対象の運動方程式が正確に得られていなければならない。

制御対象の運動特性が事前に得られないという条件の下では、制御対象を目標状態に到達させることを目的とする場合、何らかの方法で対象の運動特性を把握しながら適応的にコントローラを自動生成するシステムが必要となる。本論では、制御対象の運動特性の表現に動的なニューラル・ネットを用いることにより、これを構築する方法を提案する。

2. 動的なネットワークを用いた運動の表現

適応的にコントローラを生成するには、制御対象の運動を把握し、その入出力を参照しながらコントローラの調整を行うのが一般的である。本論では、ニューラル・ネットによって制御対象の運動のフォワードモデルをつくり、制御対象の運動の把握に用いることを考える。

フォワードモデルとは1ステップ前の対象の状態量とそれに基づく制御入力を入力とし、次のステップの対象の状態量を出力するもので、いわば対象の運動をそのまま表現するモデルのことである (Fig. 1参照)。本論で

は、フォワードモデルの出力を1つのネットワークあたり1つとして、コントローラ調整の目的に見合う状態量に対応した出力のネットワークをそれぞれ1つずつ用意する。これによりネットワークのモジュール化を進め、学習を高速化すると共に、後に述べる制御システム全体構造の中でおのおののモジュールが理解しやすい形とする。なお、複数のモデルを1つのネットワークに再編成することは容易である。

通常の層間の結合のみを持つニューラル・ネットの場合、ネットワークの入出力パターンの間には静的な対応関係のみが成立しており、パターンの出現順序には本質的な意味はない。これに対して、運動のように時系列的でパターンの出現順序が本質的な意味を持つようなデータをニューラル・ネットに取り扱うためには、何らかの形で過去の履歴が現在に影響を及ぼすような機構が必要

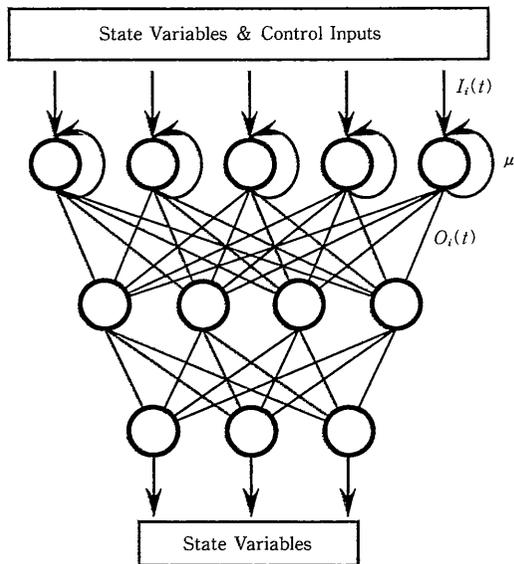


Fig. 1 Forward Model Network

*東京大学生産技術研究所 第2部

研究速報

となる。本論ではFig. 1に表されるように入力層において回帰的な結合を考えることによりこれに対処する。入力層の結合関数は恒等関数であるから、この結合により過去の入力現在の入力に次式のように影響する。すなわち入力層の1番目のニューロンに関して、

$$O_i = \mu_i O_i(t-1) + I_i(t) \tag{1}$$

$$= \mu_i^t O_i(0) + \sum_{\tau=0}^{t-1} \mu_i^\tau I_i(t-\tau)$$

ここで μ_i は回帰的な結合の荷重、 $I_i(t)$ は時間 t における入力層ニューロンへの入力、 $O_i(t)$ は時間 t における入力層ニューロンの出力である。これより、 μ_i が1より小さいときには、古い入力ほど影響が小さく、新しい入力ほど影響が大きくなる。

3. コントローラの適応法

Fig. 2に示すような、制御対象の状態量を入力として制御入力を出力とするようなニューラル・ネットを考える。これをコントローラとして用いるためには、学習によって制御対象の状態量を適当な条件のもとで目標値に到達させるような性質を習得させる必要がある。

本論では制御対象の運動に関して評価関数 E を考え、これを減少させるようにネットワークの結合荷重 W_{ij} を変化させることを考える。すなわち、 ϵ を比例定数として

$$\Delta W_{ij} = -\epsilon \frac{\partial E}{\partial W_{ij}} \tag{2}$$

例えば評価関数として

$$E = \frac{1}{2} \int_0^t (X - X_d)^T (X - X_d) dt \tag{3}$$

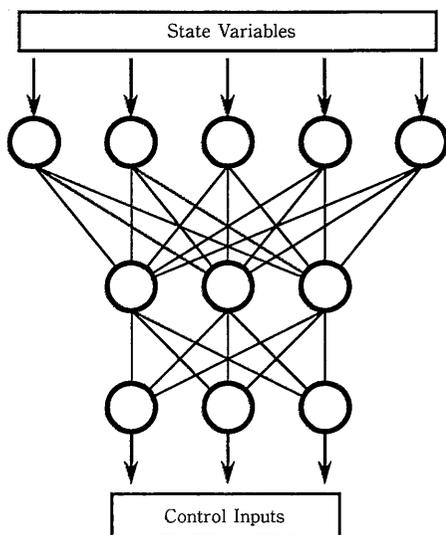


Fig. 2 Controller Network

をとれば、ネットワークは、制御対象の状態量 X を目標値 X_d に一致させる性質を持つようになる。

先に述べたように、対象の運動は未知であるという前提条件を考えるので、(2)式の右辺は通常の方法では求められない。そこで前節において述べたニューラル・ネットによる制御対象のフォワードモデルを導入する。

Fig. 3に示すようにコントローラ部分とフォワードモデル部分を結合し、コントローラの出力がフォワードモデルに入力される構造にする。このとき、フォワードモデルが制御対象の運動を正確に表していると仮定すれば、その出力は対象の状態量を表すことになる。従って、フォワードモデルの出力を(3)式で定義した評価関数の中の状態量 X として用いれば、この評価関数は、状態量の目標値 X_d を教示データとしたときのネットワーク全体の出力誤差関数と見なすことができる。これよりバックプロパゲーションと同様の方法で誤差信号を逆向きに伝播させることで(2)式の計算をすべての結合荷重について行うことが可能となる。

コントローラの調整にあたって、(3)式の評価関数に基づくバックプロパゲーションにより、誤差信号の計算はネットワーク全体について、結合荷重の変更はコントローラ部分についてのみ行うものとする。また、フォワードモデルについては、その後の制御対象の入出力データに基づくバックプロパゲーションによって、より精度を向上できる。

4. 実用的なコントローラ生成のプロセス

前節までに述べたように、コントローラとフォワードモデルとのそれぞれの機能を有するニューラル・ネットを組み合わせることにより、コントローラに制御対象を目標値に一致させるような性質を適応的に与えることができる。実際にオンラインあるいは準オンライン的にコントローラを生成する場合には、

- 1) ネットワークの初期状態をどのように与えるか、
 - 2) フォワードモデルをどのようにつくるか、
- という問題が最初に発生する。

ネットワークに全く情報を与えない状態を初期状態として、制御系を構成させることは現実的でない。特に実際の問題においては、制御対象が危険な状態に陥ることが考えられる。また、制御対象について何らかの運動データが得られない限り、フォワードモデルをつくることも不可能である。

コントローラの初期状態とフォワードモデルをつくるための運動データを得る間、制御対象の状態をある程度安定な領域にとどめておく手段としていくつかの方法が考えられるが、ここではファジー制御を用いる。ファジー

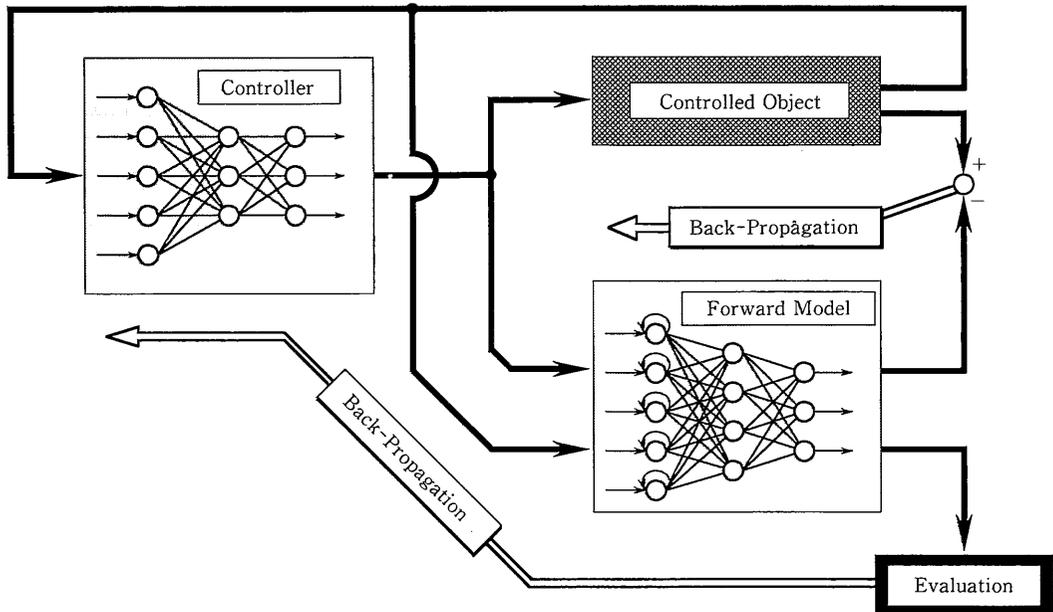


Fig. 3 Adaptation System of Controller

制御は、運動に関する定性的な知識に基づき人間の主観によってその制御ルールを決定することが可能である。したがって目標値を与えて精度のよい制御を行うにはチューニングに手間がかかるが、制御対象を安定な領域にとどめるといった目的のみを考えるときには、対象の運動特性が正確に得られていなくても手軽にコントローラを構成できるという利点がある。制御対象の状態量に関する簡単なファジールールをいくつかつくり（以後これを未熟なファジー制御と呼ぶ）、それをもとにした制御則で制御を行うことにより、制御対象を安定な領域にとどめておき、コントローラを自動生成する際の初期の手がかりとなる運動データを得ることができる。

未熟なファジー制御を始めに用い、その後前節までに述べた手順を経ることにより、Fig. 4に示すようなコントローラ生成のプロセスをオンラインで行うことが可能となる。図中に示した作業の内容は以下の通りである。

- [A]ファジー制御による運動データからファジー制御の操縦を学習することにより、コントローラの初期状態を得る。
- [B]ファジー制御による運動データを学習することにより制御対象のフォワードモデルをつくる。
- [C]両者を結合して、必要な状態量についての評価関数を与え、コントローラを適応的に調整する。同時に、制御対象の新たな入出力データに基づき、フォワードモデルの精度の向上を行う。

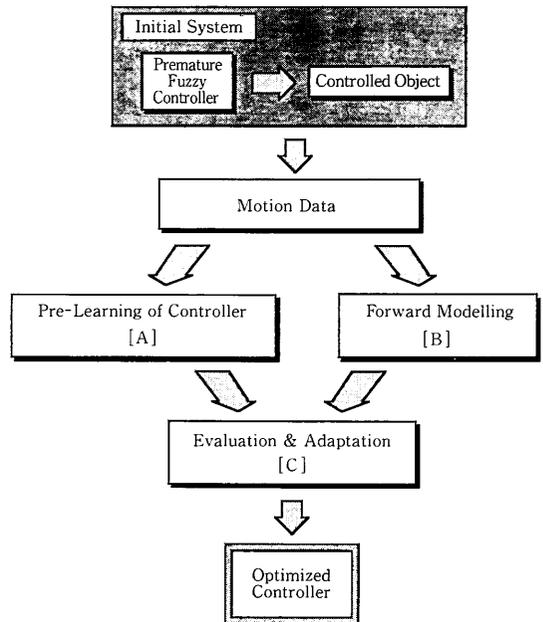


Fig. 4 Organizing Process of the Controller

この方法を用いれば、一度コントローラが得られた後も目標値の変更や環境条件の変化に応じて、コントローラの再調整やフォワードモデルの更新を制御対象の稼働中に行えるため、順次適応的にその性能を向上してゆく

研究速報

5. 適用例

前節までに述べた方法を実際の問題に適用したシミュレーション例を示す。制御対象は筆者らが開発中の潜水艇PTEROAの60cmモデルであるPTEROA60で、その縦運動のコントローラを生成することを考える。縦運動に関する量としては、姿勢角 θ と深度 d を考慮する。未熟なファジー制御を出発点として、 $\theta=0.05\text{rad}$ 、 $d=2\text{m}$ を目標値としてコントローラの調整を行ったところ、Fig. 5のような制御を行うコントローラが得られた。図中Original Motionとあるのは、コントローラの初期状態における制御結果で、本方法による調整を行うことにより深度を2mに制御する特性をコントローラが得ていることがわかる。ここで、結合荷重調整の比例係数は $\epsilon=0.2$ 、回帰的結合の荷重はすべて等しく $\mu_i=0.9$ とした。また、簡単のためフォワードモデルの更新は行っていない。

6. おわりに

本論では、ニューラル・ネットを用いて制御対象の運動特性に関する情報が事前に得られないという状況において、簡単なファジー制御を出発点として、対象の状態を目標値に一致させるようなコントローラを自己組織的に生成する方法について述べ、シミュレーションによってその可能性を示した。

冒頭にも述べたように、制御対象の運動特性が事前に正確に得られている場合には、従来の制御則による操縦

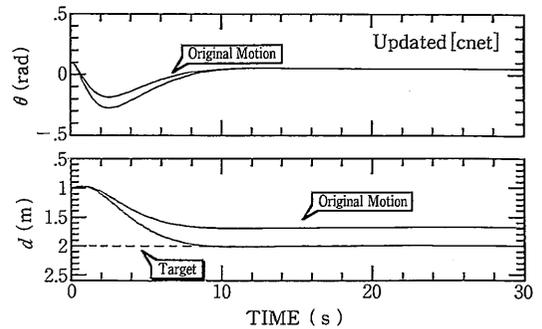


Fig. 5 Experiment of Control by Updated Controller

例をオフラインでニューラル・ネットに学習させることにより、コントローラとして用いる方法も考えられる。しかし、対象の運動特性が事前に得られない場合、あるいは対象が運動方程式等で表せないような複雑なダイナミクスを持つ場合には本方法が有効であると考えられる。

(1990年5月18日受理)

参考文献

- 1) 藤井輝夫, 浦 環: 潜水艇の自律性とニューロ・コントロールの研究, 生産研究, Vol. 41-9 (1989).
- 2) 藤井輝夫, 浦 環: ニューラル・ネットによる潜水艇の運動制御(その1) - オフライン学習によるネットワークの構成 -, 生産研究, Vol. 41-12 (1989).
- 3) 藤井輝夫, 浦 環: ニューラル・ネットによる潜水艇の運動制御 - 水平航行の制御への適用 -, 日本造船学会論文集, Vol. 166, pp. 503-511 (1989).