

ニューラルネットによる逆システム表現

2003MM027 石黒裕司

指導教員: 高見勲

1 はじめに

人間や動物の脳には、非常にたくさんのニューロンがあり、それらは非常に複雑に絡み合っていて情報をやり取りしている。そうした複雑な神経回路網の上でのニューロン間の情報のやり取りによって、優れた情報処理が実現される。我々の脳では、ニューロン間の結合の強さを変化させることにより学習が行われていると考えられている。ニューラルネットワークは、脳を真似て多数のニューロンを結合したネットワーク上での情報処理をさせようとするものである。

そのような構造を持って現在ではロボットのアームの軌道を修正・学習させることが主として研究されている。

本研究ではニューラルネットをPIDコントローラに近似させ、磁気浮上システムを安定化制御することを目標とする。

2 制御対象とモデリング

2.1 制御対象

本研究の制御対象は磁気浮上装置とする。この実験装置は円盤磁石の下にある電磁石に電圧をかけることで磁気が発生し、反発力によって円盤磁石を浮上させる。

2.2 モデリング

2.1節で述べた磁気浮上装置の運動方程式を出す。

$$m\ddot{y} + m\beta\dot{y} + k_1y = k_2u \quad (1)$$

m :磁石の質量[kg] y :磁石と下のコイルとの距離[m]
 β :摩擦係数 u :コイルの電圧[V] $k_1; \frac{4u}{a(y_1+b)^5}$
 $k_2; \frac{1}{a(y_1+b)^4}$ a, b :磁気浮上システムにおいて定められた定数 y_1 :平衡点での y の値

(1)式をラプラス変換して、パラメータの値(k_1, k_2)を代入すると下の伝達関数を得ることが出来る。

$$G(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} = \frac{k_2}{ms^2 + m\beta s + k_1} = \frac{7.532}{s^2 + 3.771s + 439.1}$$

3 制御設計

3.1 PID制御

PID制御とは、比例、積分、微分動作を持つ制御器を使う制御のことでほとんどの制御設計に使われている。

3.2 部分モデルマッチング法

磁気浮上装置を最適に制御するPIDゲインを得るために部分モデルマッチング法を使う[1].部分モデルマッチング法とは s に関して低次の項だけを一致させる方法で、二項係数標準形を参照モデルとする。

4 ニューラルネットと逆システム

4.1 逆システム

計測・制御の立場よりニューラルネットの問題を逆問題と捉え、その近似解法へのニューラルネットの応用について述べる。対象のもつ操作量はコントローラを通じて出力として得られるが、この過程は物理的因果条件を満たすべきもので、原因より結果が生じる場所である。狭い意味での計測とはこの逆過程、すなわちコントローラの出力より対象の操作量を求めることであり、これが逆問題の直観的説明である。

4.2 フィードバック誤差学習

腕などの運動は脳の連合野で企画され、これが運動野で組み立てられさらに筋骨格系で実現される。その状況は感覚系を通じてフィードバックされるが、この閉ループ系は応答はそれほど速いものではない。しかし、人間でも訓練を積むことにより動作は速く滑らかになる(学習する)わけである。

腕や関節形マニピュレータを図1のように想定して例を上げる。目標値と制御量は関節角、コントローラ出力(操作量)はトルクである。動作は初めはフィードバックループを通じて行われるが、動作を繰り返すうちに逆システムの学習を行う。この際、学習はフィードバックコントローラの出力が零に近づくように行う。学習が成功すればフィードバックコントローラは役目を終えて、システムは逆システム システムの閉ループ構成となり、応答速度も速く、動作も滑らかに改善されると期待される[2]。

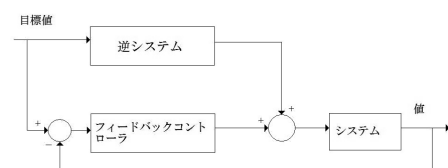


図 1: 逆システムの構築

磁気浮上への逆システムの構築については図2のようにPIDコントローラによって得られた制御対象の出力 $y(t)$ と前回のニューラルネットの学習で得られたニューラルネットの出力を逆システムの入力層の入力とし、PIDコントローラからの制御対象への入力 $u(t)$ に近似させる。

近似の方法は以下の通り[3]。

手順1:入力層のニューロン数 $M(=2)$ 、中間層のニューロン数 $N(=5)$ 、出力層のニューロン数 $K(=1)$ 、結合強度 W_{ji} 、閾値 $\theta_j (=W_{j0})$ 、結合強度更新の重み η 、慣性項 α 、学習終了限界 ϵ を設定する。

手順2:出力 $y(n)$ 、目標値 $r(n)$ を読み込む。

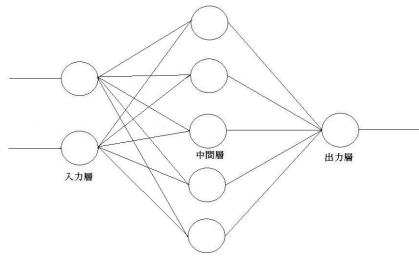


図 2: ニューラルネット

手順 3 : ニューラルネットの出力の計算 .

$$O_j = f(net_j), net_j = \sum_{i=0}^M W_{ji}O_i - \theta_j$$

$$\theta_j = W_{j0}, f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$

$$O_k = net_k, net_k = \sum_{j=0}^N W_{kj}O_j, i = 1, 2, j = 1, 2, 3, 4, 5, k = 1$$

手順 4 : 誤差の計算 .

$$e(n) = r(n) - y(n), E_n = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^n e(n)^2$$

$$E_n \leq \epsilon$$

ならば終了 .

手順 5 : ニューラルネットの誤差計算 .

$$\Delta W_{kj} = W_{kj}(new) - W_{kj}(old) = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial net_k} \frac{\partial net_k}{\partial W_{kj}}$$

$$= -\eta \frac{\partial E_n}{\partial e(n)} \frac{\partial e(n)}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial net_k} O_j = \eta e(n) f'(net_k) O_j$$

$$= \eta e(n) O_k (1 - O_k) O_j = \eta \delta_k O_j$$

$$\Delta W_{ji} = W_{ji}(new) - W_{ji}(old) = -\eta \frac{\partial E_n}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial W_{ji}}$$

$$= \eta \sum_{k=1}^K \delta_k W_{kj} f'(net_j) = \eta \sum_{k=1}^K \delta_k W_{kj} O_j (1 - O_j)$$

手順 6 : 結合強度の更新 .

$$W_{ji}(new) = W_{ji}(old) + \Delta W_{ji} + \alpha \Delta W_{ji}(old)$$

$$W_{kj}(new) = W_{kj}(old) + \Delta W_{kj} + \alpha \Delta W_{kj}(old)$$

手順 2 へ戻る .

$$\begin{aligned} \text{結合強度は次のとおりにした. } & w_{11} = 2, w_{12} = \\ & -0.3, w_{13} = 1.7, w_{14} = -0.3, w_{15} = 1.5, w_{21} = \\ & 1.0, w_{22} = -1.0, w_{23} = 0.8, w_{24} = -0.7, w_{25} = \\ & 1.0, w_{21} = 4.4, w_{22} = -0.2, w_{23} = 4.7, w_{24} = \\ & -1.1, w_{25} = 5 \end{aligned}$$

5 実験結果

PIDコントローラによる制御とPIDコントローラを逆システムで表現した実験結果を図3、4に示す .

逆システム表現をしたニューラルネットによる制御はPIDコントローラよりも若干ながら応答速度、動作の滑らかさが改善されていることが分かる . また各出力も近似できている .

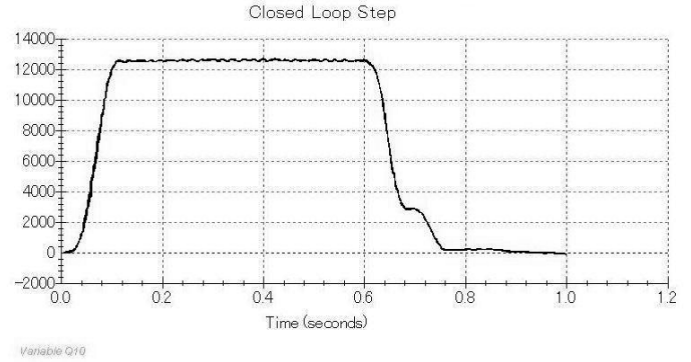


図 3: PIDコントローラによる制御

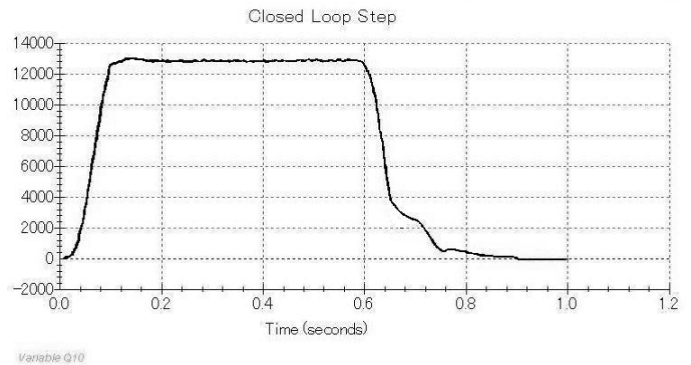


図 4: 逆システムによる制御

6 終わりに

- ・実験では誤差逆伝搬法を使いうまくPIDコントローラに近似させることが出来た .
- ・オーバーシュートをなくすために入力層にニューラルネットの出力結果を取り込んだ .
- ・今後の学習のために結合強度や慣性項を決定になんらかの規則性がないかなどを調べたい .

参考文献

- [1] 須田 信英 : PID制御 , システム制御情報ライブラリー , 朝倉書店(1992)
- [2] 五味 裕章・川人 光男 : フィードバック誤差学習による閉ループシステムの学習制御 , システム制御情報学会論文誌 , Vol4,,No.1,pp37 ~ 47(1991)
- [3] 熊沢 逸夫 : 学習とニューラルネットワーク , 電子情報通信工学シリーズ , 森北出版株式会社(1998)