ニューラルネットによる倒立振り子制御

正員 船 曳 繁 之 (岡山大)

正員 東 影 英 樹 (岡山大)

Control of Inverted Pendulum by Neural Network

Shigeyuki Funabiki, Member, Hideki Higashikage, Member (Okayama University)

キーワード：倒立振り子，ニューラルネット，教師信号

1. まえがき

倒立振り子の安定化制御に多層ネットワークの学習機能を用いた制御法が提案されている⁽¹⁾⁽²⁾。そこでは、台車の位置と速度からこれを原点に移すために振り子の角度と角速度がどうなれば良いかという仮想目標値を決定し、これを用いて操作入力の評価を行い、教師信号を作成している。

本報告では、倒立振り子の位置、速度と角度、角速度の状態から教師信号の修正量を決定するニューラルネットによる倒立振り子の安定化制御法⁽³⁾を提案する。

2. ニューラルネットを用いた倒立振り子制御

倒立振り子のニューラルネット制御ブロック図を図1に示す。すなわち、階層型ニューラルネットを用いており、入力層ユニットは4（位置、角度、速度、角速度）、中間層ユニットは10、出力層ユニットは1（台車への制御入力）である。

倒立振り子の状態を図2に示す。倒立させようとする位置を基準に、倒立振り子が破線の状態から実線の状態になった場合を考えると、角度 θ ($=\theta_2$)、角速度 ω ($=(\theta_2 - \theta_1)/t_s$ 、 t_s : サンプル時間)、位置 r ($=r_2$)、速度 v ($= (r_2 - r_1)/t_s$) の正負より16個のパターンとなる。これよ

図1 ニューラルネットによる倒立振り子制御

Fig.1 Control of inverted pendulum using neural network

図2 倒立振り子の状態

Fig.2 State of inverted pendulum

り、教師信号の修正量を位置成分と角度成分に分けて考え、次式とする。

$$\Delta f_r = f_1 \tanh\{(r + a_1 v)/b_1\} \quad \dots\dots\dots (1)$$

$$\Delta f_\theta = f_2 \tanh\{(\theta + a_2 \omega)/b_2\} \quad \dots\dots\dots (2)$$

ここで、 $f_1, f_2, a_1, a_2, b_1, b_2$: 定数
これより、教師信号を次式により求める。

$$T(n) = F(n) + \Delta f_r + \Delta f_\theta \quad \dots\dots\dots (3)$$

なお、(1),(2)式でシグモイド関数を用いたのは、角度、位置が大きくなった場合でも、教師信号が一定以上に大きくならないようにするためである。そして、指定した場所で安定に倒立した場合には、(1)~(3)式において $T=F=\Delta f_r=\Delta f_\theta=0$ となる。

バックプロパゲーションにおける結合係数 W_{ji} （入力・中間層間）、 V_{kj} （中間・出力層間）の修正量は次式により与える。

$$\Delta W_{ji} = -\alpha(\beta \Delta W_{ji0} + \delta E / \delta I_i) \quad \dots\dots\dots (4)$$

$$\Delta V_{kj} = -\alpha(\beta \Delta V_{kj0} + \delta E / \delta I_i) \quad \dots\dots\dots (5)$$

ここで、 $\Delta W_{ji0}, \Delta V_{kj0}$: それぞれ一回前の修正量、 I_i : i 番目の入力層出力、 H_j : j 番目の中間層の出力、 α, β : 係数

この修正量は学習を行うとともに零に近づき、結合係数はある値に収束する。ここでは、学習を効率的に行うために、教師信号と出力との誤差が一定値以下に

表1 シミュレーション条件
Table1 Conditions in simulation

f_1	0.003	f_2	0.012
a_1	8.0	a_2	2.0
b_1	9.0	b_2	5.0

なったら α の値を変え、誤差を増幅させている。

3. シミュレーション結果と検討

以上の制御系を構成し、サンプリング時間を0.01秒、倒立振子を基準位置($r=0$)で0.05rad傾けた状態からシミュレーションを行った。ただし、倒立振子の重量0.07kg、重心までの距離0.108m、(1),(2)式の係数は表1とした。 α の初期値は0.08であり、 β は0.3とした。

図3に、倒立する位置を最初0.1mとし、15秒後に0.1mに変化させた場合の r と θ の変化を示す。倒立位置および角度ともに12回目の学習では r, θ ともに発散し、倒立できていない。16回目の学習では安定な倒立ができており、さらに学習を行った30回目ではより速く安定な倒立が達成できている。倒立できる場合には、指定した位置(0.1mと-0.1m)で安定に倒立している。なお、 α を変化させない場合の結果と比較し、 α を変化

図3 シミュレーション結果
Fig.3 Simulation results

させることで効率的な学習ができ、学習回数を低減できることを確認している⁽³⁾。

今後、中間層ユニット数、式中の係数および実験による検討が望まれる。

(平成 6年 3月 8日受付)

文 献

- (1) 池田, 斎藤, 北村: 「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論文誌, Vol.3, No.12, p.405 (平2)
- (2) 石田, 塩川, 國吉: 「ニューラルネットワークによる倒立振子の安定化制御実験」, 電気学会回転機研究会資料 RM-90-89 (平2)
- (3) 船曳, 東影: 「ニューラルネットワークによる倒立振り制御」, 平4電気学会産業応用全大 No.772

船 曳 繁 之 (正員) 昭和54年岡山大学大学院工学研究科電気工学専攻修了。同年4月岡山大学工学部電気工学科助手, 現在, 同大学 電気電子工学科 助教授。工学博士。

東 影 英 樹 (正員) 平成5年岡山大学大学院工学研究科電気電子工学専攻修了。同年4月オムロン(株)入社。大学院在学中, ニューロ・ファジーによる倒立振り制御の研究に従事。