

フィードバック誤差学習に基づく適応制御系の設計

Design of Adaptive Control Systems Via Feedback Error Learning

○濱中純, 渡部慶二, 村松鋭一, 有我祐一, 遠藤茂

○ J.Hamanaka, K. Watanabe, E. Muramatsu Y. Ariga, , S. Endo

山形大学

Yamagata University

キーワード：適応制御(adaptive control), フィードバック誤差学習(feedback error learning),

連絡先：〒992-8510 山形県米沢市城南 4-3-16 山形大学 工学部 応用生命システム工学科
濱中 純, Tel & Fax: (090)3649-8744, E-mail: hhhjhanshin6@r4.dion.ne.jp

1 はじめに

今は多くの制御が溢れる時代、高度な制御、高度な精度を持つ制御方法が数多く提案されている。しかし適応能力を持つシステムは多くない。適応能力を持つシステムを持たせるには、高度な適応能力を持つヒトの研究が必要であると考えられる。ヒトは何かを制御する(動かす)時、重さや形がわからなくても、手に取る事で推定する適応能力を持つ。しかし機械(ロボット)は制御対象が既知でないと制御が難しい。そこで適応制御がある。適応制御とは未知な制御対象を推定し、ねらった制御をさせる方法である。

2 研究内容

今回(機械的な)ロボットアーム適応制御モデルを、ヒトの小脳のシステムの形に置き換える研究を行った。これからロボットアーム適応則とは(未知パラメータ設計方法、適応則紹介)、ヒトの小脳のシステムとは、ロボットアーム適応制御モデルをどのようにヒトの小脳のシステムに置き換えるのかと言う順番で説明していく。

3.1 ロボットアーム適応則 [1]

今回ロボットアームの制御において未知とするのは、それぞれリンクの重さ・長さ等であり、これらの推定を利用しロボットアームの各関節の角度を制御する。各関節をそれぞれ動かし、その出力された角度を使用し、推定を行う。

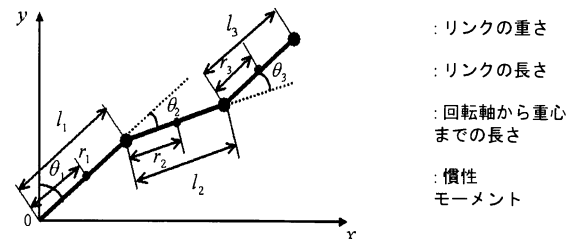


Fig.1 3リンクロボットアーム

3.2 未知パラメータ設計

3リンクロボットアームの運動方程式は

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + D\dot{q} = \tau \quad (1)$$

で表される。しかし、今回これらにおけるパラメータが未知になる。そこで

$$M(q)\ddot{q} + C(q, \dot{q})\dot{q} + D\dot{q} = Ya \quad (2)$$

とおく。

Y は既知である、入出力等からデータがとれるパラメータである。 a は未知であり、入出力からだけではデータがとれないパラメータになる。

次に3リンクロボットアームの運動方程式を Y と a に分ける。

3.4 3リンクロボットアーム適応制御シミュレーション

これらの未知パラメータや適応則を使用し、シミュレーションを行ってみた。目標角度は、

$$q_d = \{0.9 \sin(4t); 1.8 \sin(4t); \sin(4t)\} \text{とした。}$$

下図 Fig3 がその結果である。0.8 秒後には推定が完了している結果となった。

$$\begin{bmatrix} m_1 r_1^2 + m_2 r_1^2 + m_3 r_1^2 + m_2 l_1^2 + m_3 l_1^2 + m_3 l_2^2 & m_2 r_1 l_1 \cos \theta_2 + m_3 r_1 l_1 \cos \theta_3 & m_3 r_1 l_2 \cos \theta_3 \\ + 2m_2 r_1 l_1 \cos \theta_2 + 2m_3 r_1 l_1 \cos \theta_3 & + m_2 r_1 l_1 \cos \theta_2 + 2m_3 r_1 l_1 \cos \theta_3 & + m_3 r_1 l_2 \cos(\theta_2 + \theta_3) \\ + 2m_3 r_1 l_1 \cos \theta_2 + 2m_3 r_1 l_1 \cos(\theta_2 + \theta_3) & + m_3 r_1 l_2 \cos \theta_2 + m_3 r_1 l_2 \cos(\theta_2 + \theta_3) & + I_{z3} \\ + I_{z2} + I_{z3} & + I_{z2} + I_{z3} & \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \\ \ddot{\theta}_3 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -m_2 r_1 l_1 \sin \theta_2 (\dot{\theta}_1^2 + 2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2) - m_3 r_1 l_1 \sin \theta_3 (\dot{\theta}_1^2 + 2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3 + 2\dot{\theta}_2 \dot{\theta}_3) \\ -m_3 r_1 l_1 \sin \theta_3 (\dot{\theta}_1^2 + 2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3) - m_3 r_1 l_2 \sin(\theta_2 + \theta_3) (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2) (2\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2 + \dot{\theta}_3) \\ m_2 r_1 l_1 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2 + m_3 r_1 l_1 \sin(\theta_2 + \theta_3) \dot{\theta}_1^2 + m_3 r_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1^2 \\ -m_3 r_1 l_2 \sin \theta_3 (\dot{\theta}_1^2 + 2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2 + 2\dot{\theta}_1 \dot{\theta}_3) \\ m_2 r_1 l_1 \sin \theta_2 (\dot{\theta}_1 + \dot{\theta}_2)^2 \\ + m_3 r_1 l_2 \sin(\theta_2 + \theta_3) \dot{\theta}_1^2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \tau_1 \\ \tau_2 \\ \tau_3 \end{bmatrix}$$

Fig. 2 3リンクロボットアーム運動方程式

求めた未知パラメータはこのようになる

$$a_1 = m_3 r_3^2 + I_3 \quad (3)$$

$$a_2 = m_3 r_2^2 + m_3 l_2^2 + I_2 \quad (4)$$

$$a_3 = m_1 r_1^2 + m_2 l_1^2 + m_3 l_1^2 + I_3 \quad (5)$$

$$a_4 = m_3 r_3 l_2 \quad (6)$$

$$a_5 = m_3 r_3 l_1 \quad (7)$$

$$a_6 = m_2 r_2 l_1 + m_3 l_1 l_2 \quad (8)$$

$$a_7 = D_1 \quad (9)$$

$$a_8 = D_2 \quad (10)$$

$$a_9 = D_3 \quad (11)$$

これらの未知パラメータをベクトル a にまとめ、それを適応側によって調整する。

3.3 ロボットアーム適応則

3リンクロボットアームの適応則を紹介する。

$$\dot{q}_r = \dot{q}_d - L(q - q_d) \quad (12)$$

$$s = \dot{q} - \dot{q}_r \quad (13)$$

$$\tau = Ya - K_d s \quad (14)$$

$$\dot{a} = -GY^t s \quad (15)$$

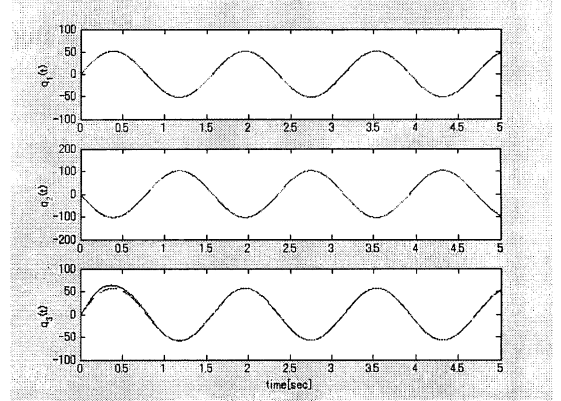


Fig.3 3リンクロボットアームシミュレーション結果

4 ヒトの小脳のシステム (フィードバック誤差学習) [2]

ヒトは機械に比べて優れた適応能力を持っているが、その脳が行っている適応的な運動制御にフィードバック誤差学習がある。フィードバック誤差学習とは生体の運動制御に関連する学習機構である。ヒトが何か物を取ろうと腕を伸ばすときを考えると、対象物との位置と手先の位置の誤差をなくすフィードバックの制御だけを行っていると考えるのは難しい。なぜなら、それには比較的大きなむだ時間が生じてしまうため、ヒトのような滑らかで素早い動きができないためである。そう考えると脳内になんらかの制御対象の内部モデルが存在していると推測される。誤差情報だけに頼らず、内部モデルによる予測やフィードフォワードが働いているのでは、というのがフィードバック誤差学習の考え方である。

Fig.4 のモデルを使って説明する。入力と出力を使って適応則を構成しようと言うのが適応制御理論なのに対し、フィードバック誤差学習はそれと違って、出力の変わりに u_{fb} という入力を使って適応則を構成しなければならない。

5.2 FEL 型ロボットアーム適応則

$$\tau = Ya + Kd\dot{e} + KLe \quad (16)$$

$$\dot{\eta} = -L\eta + K^{-1}u_{fb} \quad (17)$$

$$\tilde{g} = gd - \eta \quad (18)$$

$$g_R = \dot{g}_d + L\eta \quad (19)$$

$$\dot{a} = -GY^{-1}(\dot{\eta} + L\eta) \quad (20)$$

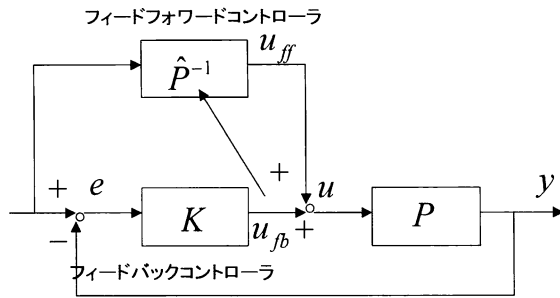


Fig.4 フィードバック誤差学習モデル

5.1 FEL 型適応制御

フィードバック誤差学習がヒトの小脳のシステムと似ている事を説明した。そこで3リンクロボットアーム適応制御モデルをフィードバック誤差学習の形に置き換えてみる事にした。

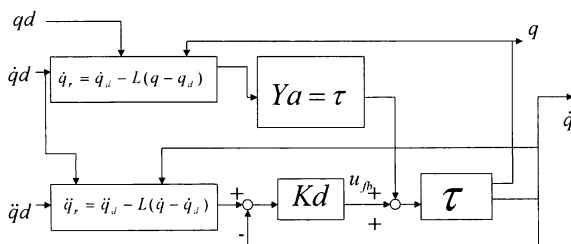


Fig.5 3リンクロボットアーム適応制御モデル

上図 Fig.5 は3リンクの適応制御モデルである。これは出力(角度)を使用し適応則を構成している。しかし u_{fb} という入力をフィードバック誤差学習では適応則に使わないといけない。そこで、Fig.6のように η という信号を作り適応則を構成するようにした。

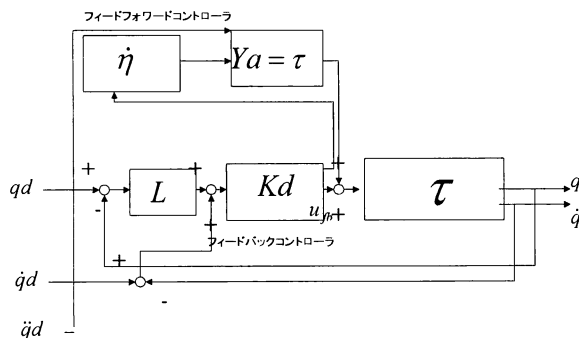


Fig.6 FEL 型適応制御モデル

5.3 FEL 型適応制御シミュレーション

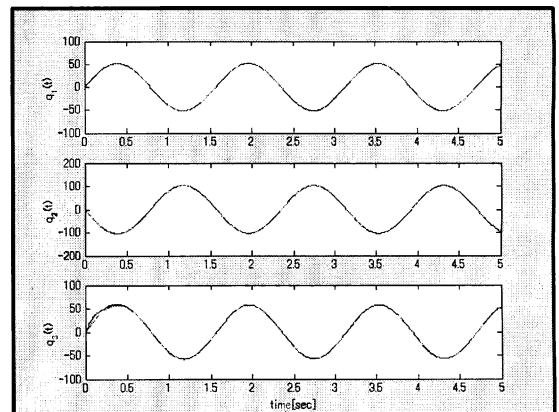


Fig.7 FEL 型適応制御シミュレーション結果

Fig.7 が FEL 型適応制御のシミュレーション結果である。基にしたロボットアーム適応則より推定時間も早く、目標角度への追従時間も早くなる結果となった。

6 おわりに

今回はロボットアームの適応則をヒトの小脳の機能をするフィードバック誤差学習の形にする事が目的。しかし、ヒトが持つ適応能力はもっと高度、複雑であり、自律的な制御をさせるのは難しい。

これからもより複雑な制御を考える場合、もっとヒトのシステムについての研究が必要だと考える。

参考文献

- [1]J.J.E,Slotine and W,Li:Adaptive Manipulator Control :A Case Study,IEEE Trans.Autom.Contr.33-11,995/1003(1988)
- [2]M,Kawato,K,Furukawa,and R.Suzuki,"A hialer-network model for control and learning of rolunta rymovements,"Biol.Cybern.,vol.57,pp.169-185(1987)