

エネルギーの蓄積・開放を伴う力学的技量の実現

伴茂樹 岡田昌史(東京大学) 中村仁彦(東京大学, CREST)

Skill of Compliance with Charging/Discharging of Energy

*Shigeki BAN, Masafumi OKADA(Univ. of Tokyo) and
Yoshihiko NAKAMURA (Univ. of Tokyo, CREST)

Abstract— In this paper, we realize the skill of compliance using passive compliance mechanism based on the charging and discharging the kinetic energy. The humanoid robot with the cybernetic shoulder swings its arm. Because of the complexity of the cybernetic shoulder, it is difficult to express its dynamical model. Based on the iteration of the identification and motion design, the robot obtains the self-organized embodiment that is appropriate to the optimal swing motion.

Key Words: Skill of compliance, Passive compliance, Cybernetic Shoulder, Embodiment, Learning

1. はじめに

ロボットが力学系として表現された身体の特性を生かし環境に適した行動を実現することを力学的技量¹⁾と呼ぶ。本研究では、柔らかな関節を持つヒューマノイドロボットがそのコンプライアンス特性を生かし、エネルギーの蓄積と放出によって小さなアクチュエータで大きなエネルギーを得る問題を考える。対象として、我々がこれまでに開発したサイバネティック・ショルダ(以下, CS)²⁾を持つ上半身型ヒューマノイドロボットを扱い、このロボットがパッシブコンプライアンスを利用して素振り動作を行う運動パターンを生成する。

CSは強い非線形性を持ち、コンプライアンス特性の解析が難しい。そのため、CSのモデル化を考えたとき、その動作を的確に表現するモデルは動作に依存する。一方、運動パターンはモデルに基づいて軌道計画する。軌道計画とモデルの同定を繰返すことで、対象とする動作に最適なモデルと力学的技量を実現する軌道を獲得する。

2. 自己モデルの獲得

2.1 モデルの構造

動作を適切に表すモデルは軌道に依存する。そこで、軌道に沿ってCSで素振りを行った後、そのデータに基づいてモデルを学習する。ここでは、モデルが式(1)の構造を持つと定義した。

$$x[k] = \frac{b_2(u[k])q^2 + b_1(u[k])q + b_0(u[k])}{q^2 + a_1(u[k])q + a_0(u[k])}u[k] \quad (1)$$

$$qu[k] = u[k + 1] \quad (2)$$

ここで、 q は式(2)のような操作を表すシフトオペレータ、 x は歪み角[degree]、 u は目標関節角[degree]である。また、 a_0, a_1, b_0, b_1, b_2 (モデルパラメータと呼ぶ)はそれぞれ u の関数である。

2.2 初期モデルの同定

モデルパラメータは u の変化が微少な範囲では定数とみなせると仮定して、実機に式(3)に示すランダム入力 u ($u_0 = 0, \pm 5, \pm 10, \pm 15, \pm 20, u[k]$ はランダム関数)を行い、ARXモデル³⁾として求めた。

$$u[k] = u_0 + \Delta u[k] \quad (3)$$

さらに、各モデルパラメータを4次多項式で近似した。

2.3 モデルの学習

素振り動作のデータから式(3)の各領域を集め、各領域におけるモデルパラメータを定数として同定する。モデルパラメータは、

$$Y = AX \quad (4)$$

$$A = \begin{bmatrix} a_1 & a_0 & b_2 & b_1 & b_0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$X = \begin{bmatrix} X[1] & X[2] & X[3] & \dots & X[n-2] \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$X[k] = \begin{bmatrix} x[k+1] & x[k] & u[k+2] & u[k+1] & u[k] \end{bmatrix}^T$$

$$Y = \begin{bmatrix} x[3] & x[4] & x[5] & \dots & x[n] \end{bmatrix} \quad (7)$$

とすることで、式(4)より

$$A = YX^\# \quad (8)$$

から同定される。ただし、 $[\cdot]^\#$ は一般化逆行列を意味する。このとき、逐次最小二乗推定法³⁾と重みつき最小二乗法利用して、モデル G_k の同定で用いた X_k, Y_k と、素振り実験によって得た X_e, Y_e を用いて、 A は、

$$A_{k+1} = \Phi_{k+1} \Xi_{k+1} \quad (9)$$

$\Phi_{k+1} = Y_k X_k^T + W Y_e X_e^T, \Xi_{k+1} = (X_k X_k^T + W X_e X_e^T)^{-1}$ によって更新され、新たなモデル G_{k+1} を学習する。ただし、 W は重み定数行列である。これにより、過去の計算結果を利用することでデータ量の増大を防ぐ。

3. 力学的エネルギーを考慮した動作生成

素振り動作においてコンプライアンス要素に力学的エネルギーを蓄積する為に振りかぶり動作が必要になる。そこで、素振り動作を u が $0 \leq u \leq 20$ [degree]の範囲で、0から一度増加して極大となり減少して再び0になる動作とする。この動作のパラメータを u が再び0になる時刻 T として軌道を生成する。

力学的エネルギーの蓄積と放出を行う為には、ロボットの身体性に依存した適当な T が存在する。Fig.1に時刻 T を変化させた軌道を示す。 $T = T_1$ では、蓄積されたエネルギーは放出されていない。一方、 $T = T_3$ では、エネルギーが蓄積されない。つまり、軌道2のように素振り動作と歪み角との適切な対応が重要である。

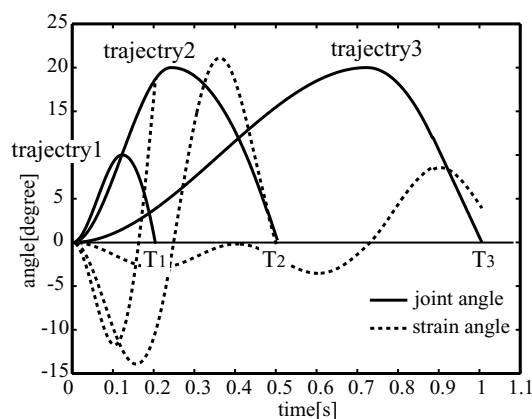


Fig.1 Relationship between Trajectory and Strain

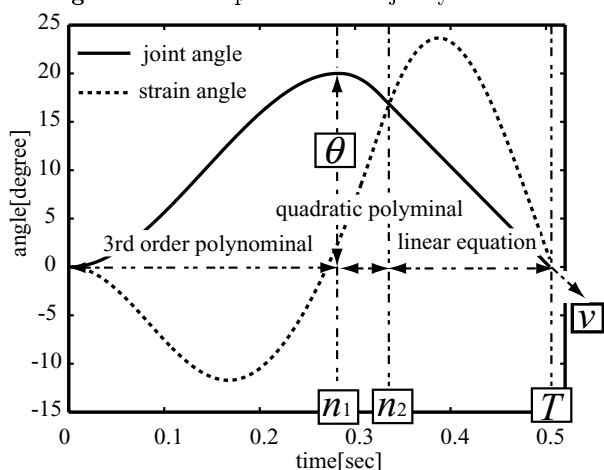


Fig.2 Trajectory Planning

時刻 T が与えられたとき、Fig.2に示す4つのパラメータ(時刻 n_1 , n_2 , 最大角度 θ , 最終速度 v)を用いて軌道を生成する。まず、軌道を3つの区間に分け、以下の様に多項式を適用する。

- 初期状態から最大角度 ($0 \leq t \leq n_1$): 3次多項式
- 最大角度から最大速度 ($n_1 \leq t \leq n_2$): 2次多項式
- 最大速度到達時から時刻 ($n_2 \leq t \leq T$): 直線

次に、境界条件(位置、速度の連続性)を満たす各多項式を求めた。最後にパラメータを変化させて評価関数を最小にする最適軌道を求めた。ここで、評価関数 J は次のように設定した。

$$J = w_1 x[T]^2 + \frac{w_2}{(w_3 \dot{x}[T] + \ddot{x}[T])^2} \quad (10)$$

ここで、 w_1, w_2, w_3 は定数である。第1項は歪みエネルギー、第2項は運動エネルギーを評価する。以上のアルゴリズムを用いることで、Fig.2に示す様にエネルギーを効率的に使用する軌道が求められた。

4. 実験

実験の様子を Fig.3に示す。また、実験結果を Fig.4に示す。Fig.4左は、目標軌道(実線)と実機実験によって得られた歪み角(破線)であり、Fig.2と対応する。時刻 T に歪み角度の絶対値が小さく手先速度の絶対値が大きくなっている。

Fig.4右は、弾性リンクを用いたロボット(実線)と剛体リンクを用いたロボット(破線)に同じ目標軌道

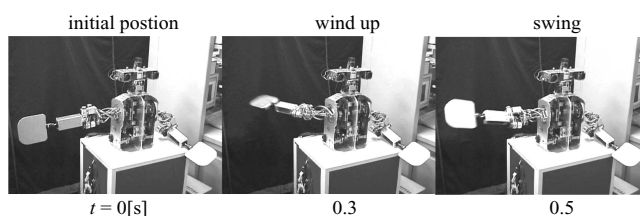


Fig.3 Swing motion of the humanoid robot

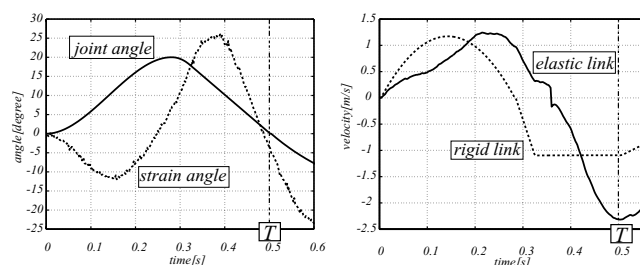


Fig.4 Experimental Result

Table 1 Effect of Learning

	1st Model	2nd Model
Cost Function J	35.25	28.47
Maximum Velocity [m/s]	2.32	2.42

を与えたときの手先速度である。弾性リンクを利用することにより、剛体リンクを使用したときと比較して、大きな手先速度が得られた。以上より、エネルギーの蓄積・放出を利用した力学的技量が確認された。

学習による更新前のモデルと更新後のモデルを用いて生成した2つの軌道による実機実験の結果を Table1に示す。モデルの更新によって獲得された動作の評価関数の値が減少しており、動作が改善されたことが確認された。

5. 終わりに

本稿では以下の結論を得た。

- 軌道計画と実機実験を繰り返すことによって軌道に適切な自己モデルを学習した。
- エネルギーを考慮した軌道計画によって、力学的技量を獲得した。
- 実機実験によって、自己モデルと力学的技量が獲得されたことを確認した。

参考文献

- 1) M.OKADA, Y.NAKAMURA and S.BAN: Design of Programmable Passive Compliance Shoulder Mechanism: Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, Vol.1, pp348-353, 2001
- 2) M.OKADA, Y.NAKAMURA and S.HOSHINO: Development of the Cybernetic Shoulder - A Three DOF Mechanism That Imitates Biological Shoulder Motion- : Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, Vol.2, pp.543-548, 1999
- 3) 足立修一: ユーザのためのシステム同定理論: 計測自動制御学会, 1993