

周期外乱に対する立位平衡制御と学習に関する検討

浅井 康次¹, 伊藤 聡^{2,3†}, 佐々木 実²

¹ トヨタ紡織 株式会社

² 岐阜大学 工学部

³ 理研 BMC

要旨 立位平衡では、不確かな環境条件の下では環境から得られる情報を利用することが必要である。我々は環境変化の情報として床反力を利用するような歩行運動パターンの学習法を提案してきた。そこでは、運動パターンとしてのトルク軌道は基底関数の重み付け和で記述され、その重みの決定が運動パターンの学習と位置づけている。その基底関数としてどのような基底関数を選ぶかは検討すべき課題であった。本研究では三角関数、べき関数、RBF (Radial basis function) を基底関数と考え、それぞれを用いた場合の学習結果を歩行シミュレーションに基づいて比較した。結果として、三角関数とRBFにおいて基底関数としての有効性を確認することができた。

キーワード：二足歩行, 平衡制御, 床反力, 基底関数, 学習

1. はじめに

われわれが生活する人工建造物内では、「立つ」「歩く」ときの床面は水平である場合が多い。しかし、高低差のある場所での道路や近年導入が進むバリア・フリー建造物においては、スロープ（斜路）となっている箇所が見受けられる。スロープの傾斜角度は場所ごとにより異なるが、ヒトや動物はそのような不確かな環境状況においても、うまく平衡を維持して運動を行う。

路面傾斜角度が不確かな環境条件の下において平衡を維持するためには、その不確かな環境から得られる情報をうまく活用する必要がある。環境からの情報は視覚、前庭感覚、体性感覚など様々から得られるが、その中でわれわれは床反力に着目している。全床反力の作用点はCoP (Center of Pressure) と呼ばれ、医療分野では平衡能力の評価に用いられる¹⁾。またCoPは、歩行ロボットの分野での平衡制御に一般的に用いられるZMP (Zero Moment Point) と一致することが知られている²⁾。これらは床反力が平衡に関する重要な情報を含んでいることを示唆している。

われわれは、CoPの位置情報を環境からのフィードバック情報として利用するような周期外力下の立位平衡の運動学習法を提案してきた³⁾。そこで学習する運動のパターンはトルクの時間パターンすなわちトルク軌道として扱われた。トルク軌道はある基底関数の重み付け和として記述さ

れ、その重みの決定が運動パターンの学習と位置づけている。そこでのトルク軌道の表現に用いる基底関数は、運動の周期性から三角関数を用いてきた。しかし、どの関数族が適切かの検討を行って三角関数を用いたわけではなかった。本研究では、基底関数としてどのような関数族が適当かシミュレーションに基づき考察する。なお、本研究は、運動パターンの学習方法についてアルゴリズムの観点から考察するものであり、ヒトの運動制御の解明を追及するというよりは、ロボットの制御などへの応用を目指すものである。

2. 立位平衡の制御と学習⁴⁾

2.1 一定外力下での平衡制御

立位姿勢において、環境からの未知外力に対して平衡維持ができる制御法が必要である。単純化した2リンクモデルを図1(a)に示す。平衡が維持されかつ足部が回転を起こさない場合、胴部の運動方程式は

$$\begin{aligned} I\ddot{\theta} &= MLg\sin\theta + F_x L\cos\theta - F_z L\sin\theta + \tau \\ &= AL\sin(\theta - \theta_f) + \tau \end{aligned} \quad (1)$$

で表せる。ここで、 M は胴部の質量、 I は足関節周りの胴部の慣性モーメント、 L は足関節から胴部重心間の距離、 θ は胴部の鉛直方向からの変位、 τ は足関節トルク、 g は重力加速度、 F_x および F_z は未知外力を表す。 A 、 θ_f は以下の式を満たす変数である。

$$A = \sqrt{(Mg - F_z)^2 + F_x^2} \quad (2)$$

2008年3月31日受付 2008年7月25日受理

[†]〒501-1193 岐阜県岐阜市柳戸1-1

岐阜大学工学部

伊藤 聡

Tel: 058-293-2540

E-mail: satoshi@gifu-u.ac.jp

$$\sin\theta_f = -\frac{F_x}{A}, \quad \cos\theta_f = \frac{Mg - F_z}{A} \quad (3)$$

また、足関節トルクと二つの接地点における床反力の垂直成分 F_H , F_T との関係は、

$$F_H = \frac{1}{2l}\tau + \frac{1}{2}mg + \frac{1}{2}f_z \quad (4)$$

$$F_T = -\frac{1}{2l}\tau + \frac{1}{2}mg + \frac{1}{2}f_z \quad (5)$$

で与えられる。 l は足関節から足部先端までの距離、 m は足部の質量、 f は上体に作用する力である。胴部に働く外力 F_x , F_z は一定であると仮定する。このような条件に対し、 $F_H = F_T$ となるように足関節トルクを以下の式で与える。

$$\tau = -K_d\dot{\theta} - K_p\theta + K_f \int (F_H - F_T) dt \quad (6)$$

このとき、図 1(b) のように外力と重力がつりあうような姿勢、すなわち $\theta = \theta_f$ が定常状態となり、その安定性は条件

$$K_p > AL > 0 \quad (7)$$

$$\frac{l}{l}K_d > K_f > 0 \quad (8)$$

$$(K_d l - K_f l)K_p > K_d l A L \quad (9)$$

が満たされるようなフィードバックゲイン、 K_p , K_d 及び K_f を選ぶことで局所的に補償される。

2.2 周期外力下における平衡制御と学習

定常な環境条件でもダイナミクスを持つ場合がある。周期的な外力を受ける場合がその例であり、本節では外力が周期的な場合に拡張する。歩行は周期運動であるため身体に働く力も周期的なものとなる。周期的な外力が働く条件

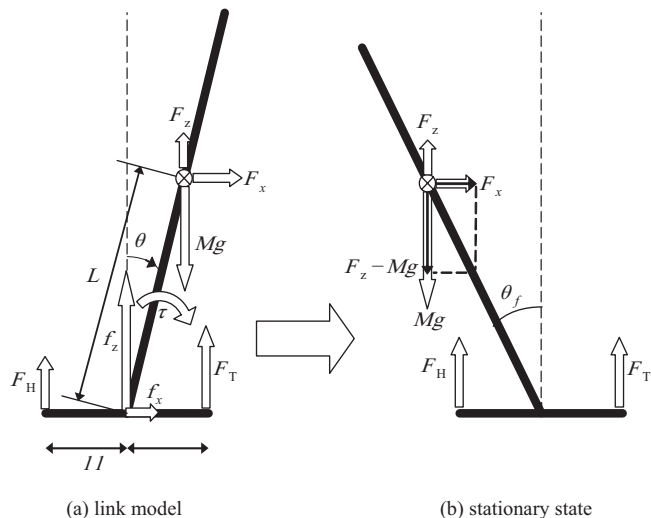


Fig.1 2link model in Sagittal plane

下での平衡維持が達成されれば歩行運動への応用が可能である。

未知な環境での平衡制御には一般に感覚情報のフィードバックが必要である。しかし、環境が定常性をもつ場合には、たとえ未知要因があったとしても運動を繰り返すうちにそれが既知となる可能性を含む。その既知情報に基づいた運動パターンを生成し記憶すれば、次に同じ運動を行う場合には感覚情報を用いることなく運動を実現できることになる。そこで、本節では周期的外力を考え、床反力のフィードバック制御に基づいた姿勢制御から床反力情報を用いない意味でのフィードフォワード的な制御で平衡維持ができるような状況を実現する。そこで、立位姿勢での平衡を維持しながら環境の周期性を取り込む方法として、足関節トルクを周期外力に対するフィードフォワード的な補償項と前節に示した床反力情報を含むフィードバック項の和として

$$\tau = [F.F] + [-K_d\dot{\theta} - K_p\theta + K_f \int (F_H - F_T) dt] \quad (10)$$

のように構成し、(10) 式の第 2 項が零となるように第 1 項を学習する手法をとる。

フィードフォワード的な補償項は以下のように構成する。(1) 式の右辺第 1 項を移項し、以下のように変形する。

$$I\ddot{\theta} - MLg\sin\theta - F_x L \cos\theta + F_z L \sin\theta = \tau \quad (11)$$

外力が周期的でその周期外力に対して平衡が維持される場合、その運動も外力と同じ周期となる。そこで、先行研究では θ の関数となっている (11) 式の左辺を外力の周期 T でフーリエ級数展開した⁴⁾。しかし、そこで実質的に行っているのは時間間隔 T における左辺の関数近似であり、必ずしもフーリエ級数展開として基底関数に三角関数を用いる必要はない。つまり、より一般的に基底関数 q_k により、(11) 式左辺を

$$I\ddot{\theta} - MLg\sin\theta - F_x L \cos\theta + F_z L \sin\theta = Y\sigma \quad (12)$$

と記述する。ここで、

$$Y = [q_1, q_2, \dots, q_n]^T \quad (13)$$

$$\sigma = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n] \quad (14)$$

である。すると、運動方程式 (10) 式の左辺は未知パラメータ σ について線形化された表現で

$$Y\sigma = \tau \quad (15)$$

のように記述できる。

(15) 式に対し, 未知パラメータ σ の推定値 $\hat{\sigma}$ を用いて以下のように制御法を与える.

$$\tau = Y\hat{\sigma} - K_d s \tag{16}$$

$$\dot{\theta}_r = -\frac{K_p}{K_d} \theta \tag{17}$$

$$s = \dot{\theta} - \dot{\theta}_r - \frac{K_f}{K_d} \tau_f \tag{18}$$

$$\tau_f = \int (F_H - F_T) dt \tag{19}$$

同時に, 未知パラメータ σ の推定に相当する学習のダイナミクスを

$$\dot{\hat{\sigma}} = -\Gamma Y^T s \tag{20}$$

と定義する. Γ ここでは正定な対角行列である. 制御則 (16) 式の第 2 項は, (10) 式の第 2 項と一致することに注意する. (20) 式より, 学習前に (10) 式の第 2 項で生成されていたトルクパターンが学習により第 1 項にコピーされ, 第 2 項は零になる.

3. 関数近似による運動パターンの表現とその基底関数

3.1 問題設定

前節の枠組みでは, 足関節トルクが学習する運動パターンであり, それは基底関数 q_k の重み付け和で表現される.

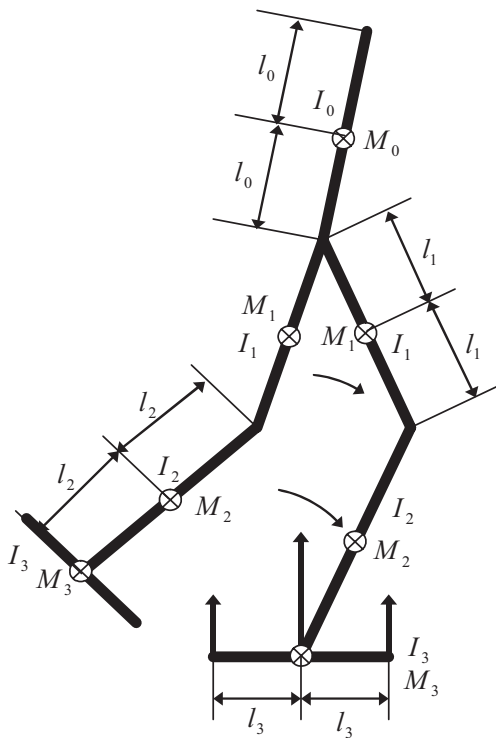


Fig.2 Sagittal plane model

一般的な基底関数を用いている点が, 先行研究⁴⁾からの発展した新規な点であるが, では基底関数 q_k はどのような関数族を選ばよいか.

そのような観点から, 本稿では基底関数として以下の 3 つの関数を選んでトルク軌道学習についての評価し, どの基底関数がよいかについて議論する.

①三角関数: 外力の周期 T を既知と仮定し, 外力は周期を基本周期とすることで Fourier 級数展開する.

$$Y\sigma = \sum_k^n (\alpha_k \sin k\omega_e t + \beta_k \cos k\omega_e t) \tag{21}$$

ここで $\omega = 2\pi/T$ である.

②べき関数: 運動の軌道計画としては利用しやすい多項式表現として, べき級数で展開する.

$$Y\sigma = \sum_k^n \alpha_k t^k \tag{22}$$

③RBF(Radial basis function)-Gaussian: RBF は滑らかな軌道が学習されるため, 関数近似ではよく使用される⁶⁾. 本稿でも RBF を用いた展開についての性能評価を行う.

$$Y\sigma = \sum_k^n \alpha_k \exp(-\|t - t_k\|^2) \tag{23}$$

以下では, この学習方法を歩行運動へ応用し, 基底関数の違いによる関数近似の精度について評価する.

3.2 方法

3.2.1 歩行パターン学習への応用

第 1 節では立位を例に平衡制御について考えてきた. しかし, 周期的な外力に対する平衡維持タスクという観点から見れば歩行運動にも応用できる可能性がある. 歩行運動は ZMP が支持多角形内部にとどまるように, 各肢の運動を計画する必要がある⁷⁾. しかし, 環境変化があると計画した軌道では転倒をおこし歩行できない場合がある.

環境変化のうち, 長い坂道など地面の傾斜が持続するような定常的な変化の場合, 足関節から体全体を上斜面側に傾けて歩行すれば, 転倒を防げる場合がある. これは足関節を使用した環境適応の例である. われわれは本手法を利用したシミュレーションにより, 環境に応じた足関節トルク軌道学習を報告している³⁾. 本稿でも平衡維持で周期的な外力が加えられる歩行運動をシミュレーションし学習評価を行う. ただし, 本稿は環境変化への対応ではなく, 基底関数の選択が主題であるので, 環境は水平な床面に限定する.

3.2.2 シミュレーションにおける歩行の制御

歩行モデルは図 2 に示すように上体 1 リンクと各脚 3 リンクの 7 リンクモデルとする. 制御はリンク系ダイナミク

スの力学的性質の違いに基づき、図3に示すように単脚支持相前半、単脚支持相後半、両脚支持相の3相で分けて定義する。単脚支持相前半では、遊脚・立脚それぞれの関節は軌道追従制御を行う。単脚支持相開始時及び脚を前方に振り出した終了時の姿勢をあらかじめ設定し、それらの間を一定の時間間隔で補完することにより目標軌道を作成する。その間、立脚の足関節で平衡制御を行う。単脚支持相前半の終了時には全体重心が足関節より前方にくる。つづく単脚支持相後半では、前半終了時の姿勢を維持し、足関節トルクを零にすることで前方に転倒させる。両脚支持相には遊脚が接地することで移行する。両脚支持相では一定の時間の間、股・膝関節を固定し姿勢を保つ。しかし、多くの場

合は転倒の勢いで後脚が地面から離れるため、そのまま他脚の単脚支持相へと移行し、再び同じ動作が繰り返される。

単脚支持相後半及び両脚支持相で足関節トルクは零としている。したがって、単脚支持相前半のトルク軌道が分かれば歩行時の運動パターンすなわち足関節での1周期のトルク軌道が分かることになり、歩行運動全体の出力パターンが既知となる。単脚支持相前半の持続時間は歩行運動の計画時に確定しており、平衡の制御とその学習に床反力フィードバックを用いた前節の方法を用いれば、前節と同じ方法で出力パターンが学習できる。

3.2.3 パラメータ

数値計算を簡単にするため、足部の質量は他に比べて軽く無視できると仮定する。各部のパラメータは左右対称であり、当研究室で開発中のロボットのパラメータを参考に、 $M_0 = 2.5, M_1 = 1.5, M_2 = 1.0, M_3 = 0.0, l_0 = 0.06, l_1 = 0.08, l_2 = 0.08, l_3 = 0.05, I_i = M_i l_i^2 / 3$ とした。

単脚支持相前半の時間は $T_e = 1.0$ とし、股・膝関節でおこなう位置制御はPD制御を用い、その位置フィードバックゲインは $K = 100$ 、速度フィードバックゲインは $D = 10$ とした。学習速度を調節するパラメータは $\Gamma = \text{diag}[50, \dots, 50]$ 、基底関数による展開の次数をそろえるため、① $n = 25$ 、② $n = 50$ 、③ $n = 50$ と設定する。また、Gaussian関数の中心 t_k は関数近似する区間で均等間隔となるように設定した。地面はバネ-ダンパでモデル化し、ダンパー係数 $D_g = 500$ 、バネ係数 $K_g = 50000$ とした。数値計算にはステップサイズ 0.001 の4次のルンゲ-クッタ法を用いた。

リンク系の初期値は、各リンクの鉛直方向からの傾斜を胴部 $q_0(0) = 1.18$ 、支持脚大腿部 $q_1^{(sp)}(0) = -0.02$ 、支持脚下腿部 $q_2^{(sp)}(0) = 0.18$ 、遊脚大腿部 $q_1^{(sw)}(0) = 0.28$ 、遊脚下腿部 $q_2^{(sw)}(0) = 0.38$ (リンク上部が前方に傾斜する方向が正) とした。学習パラメータは初期値を $\hat{\sigma}(0) = 0$ と設定し、基底関数は単脚支持相の開始時にリセットする。

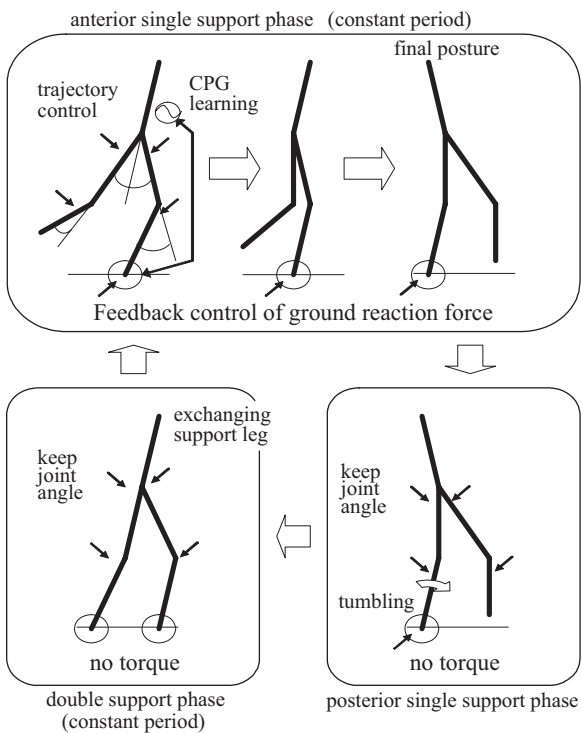
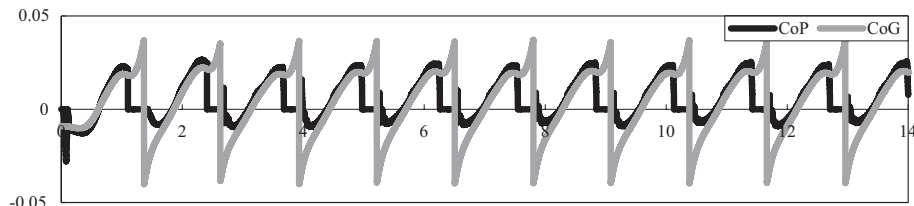
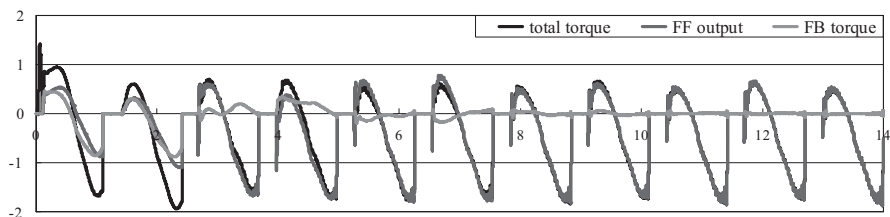


Fig.3 Control scheme



(a) Position of CoP and CoG



(b) Ankle joint torque and its components

Fig.4 Walking simulation when trigonometric function is used for base function

3.3 結果

図4は基底関数に①三角関数, 図5は②べき関数, 図6は③RBFを用いた場合のシミュレーション結果である. それぞれ(a)は床反力中心点CoP(Center of Pressure)および重心CoG(Center of Gravity)の鉛直投影点の時間変化を示す. 縦軸は脚中央部からの距離であり, 爪先方向が正である. 足部の長さは足関節から前後0.05としているのでCoPがこの範囲に入っていれば転倒しない. (b)は足関節トルクの時間変化をその構成成分となるフィードフォワードと床反力フィードバックの2つと共に示してある. 足関節トルクは上体を前方に倒す方向を正とする. 学習が行われると, 足関節トルクのうち床反力フィードバックの成分がなくなり, 全てがフィードフォワード成分, すなわち, 内部で生成される軌道に基づいて構成できるようになるはずである. したがって, 関数が適当かどうかの判断は, フィードバック成分がゼロに近づくかどうかで判断する. また, 学習の収束度を判断するために, フィードバック成分の2乗を積分したものを図7に示す. このグラフの傾きは, フィードバ

クトルクの学習が完了し, 完全に軌道が記憶された時にゼロとなる. つまり, グラフ勾配により学習が確実に終了しているかを判断できる.

3.4 考察

各図の(a)より, いずれの基底関数とも足部の範囲内(±0.05)にCoPの位置がおさまっており, 転倒が起きず歩行運動が達成されていることが確認できる. (b)においては, ①では, 歩行が進むにつれて床反力フィードバックによるトルクが次第に減少し, 足関節トルクがフィードフォワードのみで構成されていく様子が確認できる. しかし, ②においては, ①とは対照的に十分な時間経過後もフィードバックトルクが収束することはなく, フィードフォワード・コントローラに学習されずに残ってしまった. ③においては①と同様にフィードフォワード・コントローラへの学習を確認できた. しかも, ①と比較してフィードバックによるトルクの減少が早く, 学習の効果が早く進んでいることが確認できる. ただし, 急激にトルクの変化が生じる場面で

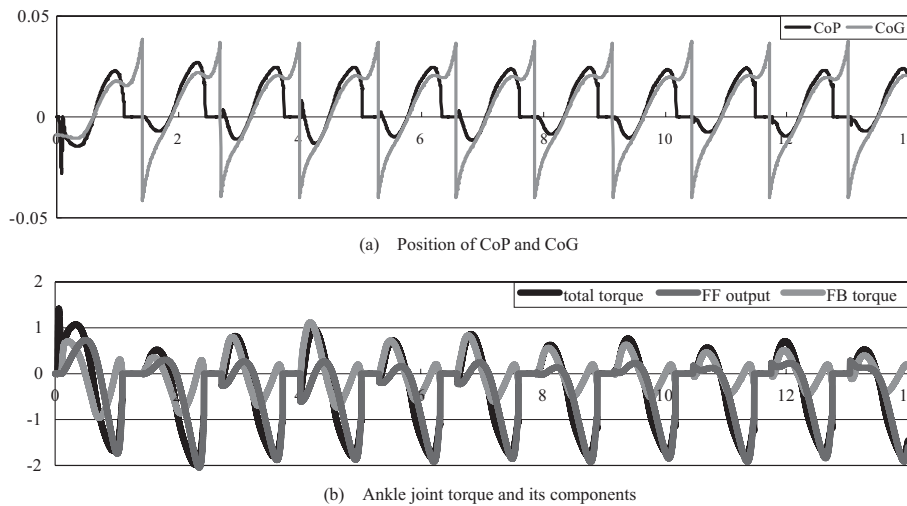


Fig.5 Walking simulation when power function is used for base function

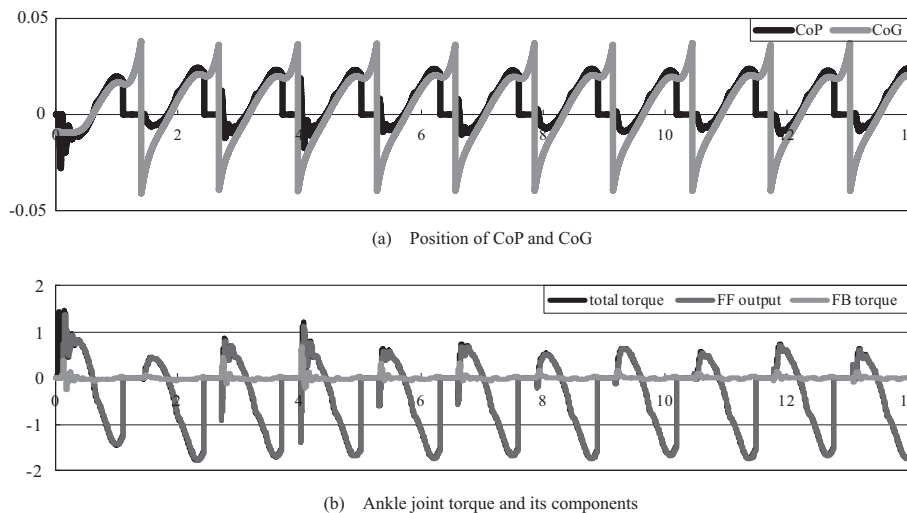


Fig.6 Walking simulation when radial basis function is used for base function

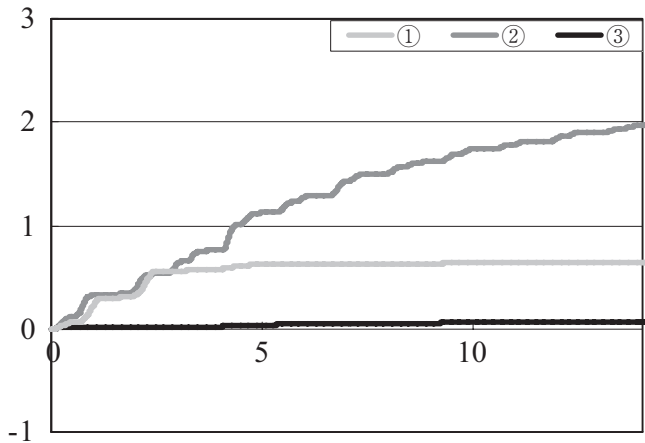


Fig.7 Squared sum of FB output

は①よりもフィードバックトルクの影響が大きく出てしまい振動が現れている部分も見受けられる。①と③においては学習能力の点で良好な結果を示すことができた。②のべき級数の学習がうまくできないのは、多項式関数の非有界性にあるものと考えている。

図7のグラフでは、①と③において時間の経過とともに傾きがゼロに近づいていく様子を見ることができる。また、③は最も早くゼロに近づいているものの、若干傾きが残ってしまい、学習の収束度という点では①に劣る結果といえる。

4. まとめ

本論文では、未知環境下の平衡制御における運動パターンの学習を歩行運動に応用した。ここでの歩行パターンの生成・学習とは、足関節トルクパターンを基底関数の重み付け和で構成することである。その基底関数の候補として、三角関数、べき関数、RBFを考え、学習過程及び学習結果についてシミュレーションを通して比較・評価を行った。トルク軌道の滑らかな展開が可能で学習結果が良好な三角関数と、学習の効果が早く現れるRBFの有効性を確認することができた。

歩行の運動パターン生成は、Central Pattern Generator⁸⁾という概念があり、近年このモデルが歩行ロボットのコントローラに応用されている⁹⁾。このパターン生成器の運動設計に本研究の手法を応用し、平衡制御を行いながら歩行運動の学習を行わせることが、本研究の最終的な目的である。今後は学習を足関節だけでなく、他の関節にも合理的に拡張していくことを目指していく。

参考文献

- 1) 石田明充：姿勢制御のしくみ, MBE トピックシリーズ

第3巻筋運動制御系, 54-72, 昭晃堂, (1993).

- 2) Ambarich Goswami: Postural stability of biped robots and the foot-rotation indicator (FRI) point, the International Journal of Robotics Research, 18 (6), 523-533, 1999.
- 3) 伊藤聡, 阪佳央, 川崎晴久, 佐々木実: 床反力情報に基づいた平衡制御と歩行パターン生成器のオンラインリズム学習, 電子情報通信学会論文誌, J88-D-II (2), 406-415, (2005).
- 4) Satoshi Ito and Haruhisa Kawasaki: Regularity in an environment produces an internal torque pattern for biped balance control, Biological Cybernetics, 92(4), 241-251, (2005).
- 5) Jean-Jacques E. Slotine, Wei-ping Li: Applied Nonlinear Control, Prentice-Hall, (1990).
- 6) Tomaso Poggio, and Federico Girosi: Networks for approximation and learning, Proc. Of the IEEE, 78 (9), 1481-1497, (1990).
- 7) 梶田秀司: ゼロモーメントポイント (ZMP) と歩行制御, 日本ロボット学会誌, 20 (3), 229-232, (2002).
- 8) S. Grillner: Locomotion in vertebrates, Physiological reviews, 55 (2), 247-304, (1975).
- 9) 福岡泰宏, 木村浩: 4足ロボットの生物規範型不整地適応歩行, 日本ロボット学会誌, 25(1), 138-154, (2007).



浅井 康次 (あさい こうじ)

2006年岐阜大学工学部卒業, 現在, トヨタ紡織株式会社に在職中。

伊藤 聡 (いとう さとし)

1993年名古屋大学大学院工学研究科情報工学専攻修了。1994年より理化学研究所BMC研究センターに勤務。1999年工学博士, 同年岐阜大学工学部助手, 2004年同助教授, 2007年同准教授, 現在に至る。

佐々木 実 (ささきみのる)

1985年東北大学大学院工学研究科機械工学専攻博士課程修了。同年東北大学工学部助手。1988年宮城工業高等専門学校講師。1990年カリフォルニア大学ロサンゼルス校客員教授。1993年岐阜大学工学部助教授, 2003年同教授, 現在に至る。

A consideration on the static balance control and learning with respect to periodic external forces

Koji ASAI¹, Satoshi ITO^{2,3}†, Minoru SASAKI²

¹Toyota Boshoku Corporation

²Faculty of Engineering, Gifu University

³RIKEN BMC

Abstract The maintenance of standing balance requires information on the environment if the environment contains uncertainty. From this point of view, we have proposed a learning scheme for locomotion pattern by use of the information on the ground reaction forces. The motion pattern is represented by the weighted sum of basis functions, where learning corresponds to the determination of their weights. However, there are no discussions on what kind of basis function is effective. In this paper, we select trigonometric function, polynomial function and radial basis function as families of the basis functions, and compared the learning result by computer simulations using each function family. As a result, the effectiveness of the trigonometric functions or radial basis functions is confirmed.

Key Words: biped locomotion, balance control, ground reaction forces, basis function, learning

Received Mar 31, 2008 Accepted Jul 25, 2008

† Satoshi Ito

Faculty of Engineering, Gifu University

Yanagido 1-1, Gifu, 501-1193, Japan

Tel: 058-293-2540

E-mail: satoshi@gifu-u.ac.jp