

段差のある環境における 4 脚仮想生物モデルの歩行動作の獲得

北見工業大学機械工学専攻 ○白石陽介, 北見工業大学 渡辺美知子
北見工業大学 鈴木育男, 北見工業大学 岩館健司

要 旨

本研究は、三次元物理空間内に 4 脚の仮想生物モデルを生成し、段差を乗り越えて目的地へ向かう歩行動作の獲得を目的とする。歩行動作の周期生成には神経振動子(CPG)、CPG のパラメータ調節には人工ニューラルネットワーク(ANN)、ANN のパラメータの最適化には遺伝的アルゴリズム(GA)を採用する。これらの方法を用いて自律的な歩行動作を獲得するために数値シミュレーション実験を行い、その有効性を検証する。

1. はじめに

近年、災害現場等での使用を目的としたロボットの研究開発が盛んに行われている。災害現場では、瓦礫や崩れた道路の上等の不整地上を移動できる能力が重要となる。路面状況に応じた柔軟な対応が可能である歩行は、不整地での移動に適しているといえる。更に、不整地での歩行動作を獲得するには、様々な環境や目的に対応できる方法として、学習により自律的に行動を獲得させる方法が有効であると考えられる。

本研究では、三次元物理空間内に 4 脚仮想生物モデルを生成し、段差がある環境下での学習による自律的な歩行動作の獲得を目的とする。歩行のための周期生成に神経振動子(Central Pattern Generator, CPG)、CPG のパラメータ調節に人工ニューラルネットワーク(Artificial Neural Network, ANN)、この ANN のパラメータの最適化に遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithm, GA)を採用する。これらの方法を用いて数値シミュレーション実験を行い、有効性を検証する。

2. 4 脚仮想生物モデル

2.1. 4 脚仮想生物モデルの仕様

図 1(a)は、今回のシミュレーション実験で使用した 4 脚仮想生物モデルを示している。モデルは胴体、その胴体から横に伸びる脚 A、脚 A から下に伸びる脚 B から構成されている。

仮想生物モデルは胴体に設けられたセンサによって、目的地との距離や角度、モデル自身の傾き等を検出できる。4 本の脚には胴体と脚 A をつなぐ関節 1 と 2、脚 A と脚 B をつなぐ関節 3 の 3 つの関節と、それを動かすアクチュエータが取り付けられている。

2.2. 歩行方法

仮想生物モデルは与えられた目標角度に従い、アクチュエータを回転させることで関節を動かして歩行する。

図 1(b)は、モデルの右側面図と正面図である。図中の①は関節 1 と 2、②は関節 3 が設けられている位置を示している。関節 1 は y 軸を、関節 2 と 3 は z 軸を中心軸として回転する。関節 1 の可動範囲 θ_1 は $-50^\circ < \theta_1 < 50^\circ$ で、関節 2 と 3 の可動範囲 θ_2 と θ_3 はそれぞれ $-60^\circ < \theta_2 < 60^\circ$ と $-60^\circ < \theta_3 < 60^\circ$ になっている。

3. 自律的な歩行動作の獲得

3.1. 神経振動子(CPG)

仮想生物モデルは、神経振動子(CPG)を用いて歩行に必要な周期パターンを生成する。本研究では、松岡 [1]より提案され多賀ら [2]により二足歩行ロボットに適用された相互抑制振動子モデル

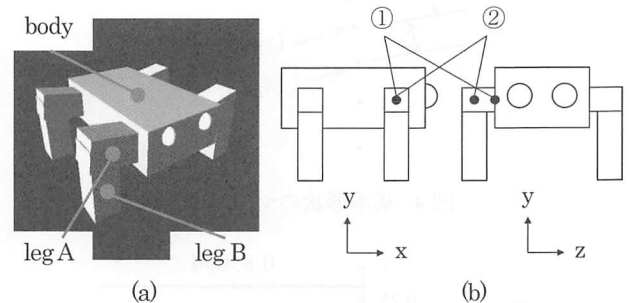


Fig.1 The design of a model

を採用する。この振動子は、互いに抑制し合う二つのニューロンにより構成される。

$$\tau \dot{x}_{(1,2)i} + x_{(1,2)i} = -a_i y_{(2,1)i} - b_i v_{(1,2)i} + u_i + \text{Feed}_{(1,2)i} + \sum_{j=1}^n w_{ij} y_{(1,2)j} \quad (1)$$

$$\tau' \dot{v}_{(1,2)i} + v_{(1,2)i} = y_{(1,2)i} \quad (2)$$

$$y_{(1,2)i} = \max(0, x_{(1,2)i}) \quad (3)$$

式(1)~(3)の添字の 1 と 2 は振動子を構成するニューロンの番号、 i, j は CPG の番号を表し、 x_i, v_i はニューロンの内部状態、 u_i は外部入力、 Feed_i はフィードバック信号、 y_i はニューロンの出力を示す。また、 a_i は対となるニューロン同士の抑制係数、 b_i は自己抑制係数、 w_{ij} は接続されている他の CPG との結合係数、 τ と τ' は x_i と v_i の時定数である。

本実験では、出力の振幅に影響を与える Feed_i と、周期に影響を与える b_i の二つのパラメータを ANN で調節する。

関節への目標角度は、式(4)と式(5)に示すように二つのニューロンの出力の差に定数を乗じた値とする。

$$\theta_{gA} = 50(y_{1m} - y_{2n}) \quad (4)$$

$$\theta_{gB} = 60(y_{1n} - y_{2m}) \quad (5)$$

式(4)の θ_{gA} は関節 1 へ与える目標角度、式(5)の θ_{gB} は関節 2 と 3 へ与える目標角度、 y は CPG のニューロンの出力を示す。また、 y の添字の 1 と 2 はニューロンの番号を示し、 m, n は CPG の番号を示す。

今回は、各脚に関節 1 専用の CPG と、関節 2, 3 専用の CPG の二つを設ける。複数の CPG がある場合、それぞれを結合することで同一周期と固定位相差で振動する相互引き込み現象を起こすことができる。今回の実験では、関節 1 用の CPG 同士を結合することで、クロール歩容を作り出して歩行する。

3.2. 人工ニューラルネットワーク(ANN)

歩行動作を獲得するために CPG のパラメータを人工ニューラルネットワーク(ANN)で調節する。入力 7 ニューロン, 中間 16 ニューロン, 出力 16 ニューロンの 3 層の階層型ニューラルネットワークを使用する。

ANN の中間層と出力層は, 結合しているニューロンからの入力値の総和 x に対して出力関数を用いて出力する。出力関数は, 式(6)に示すシグモイド関数を使用する。温度係数 T' は 0.2 とする。

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-\left(\frac{x}{T'}\right)}} \quad (6)$$

ANN への入力は, センサから得られた目的地との距離および角度, 段差までの距離, それぞれの脚の関節 1 の角度とする。出力 O_k (k は出力層ニューロンの番号) により, CPG の $Feed_i$, b_i の値の調節を行い, CPG から出力されるパターンの振幅と周期を制御する。CPG への出力は式(7)と式(8)により求める。

$$Feed_i = 3O_k - 1.5 \quad (7)$$

$$b_i = 7O_{k+1} + 1 \quad (8)$$

3.3. 遺伝的アルゴリズム(GA)

ANN の各層のニューロン間の結合荷重 w を最適化するために遺伝的アルゴリズム(GA)を使用する。結合荷重 w を遺伝子とし, 遺伝オペレータを適用する。

評価関数は, まずモデルと目的地の距離から, モデルと目的地との角度の余弦値を引いた値の逆数を取り, その値のステップ数分の総和とする。この数値が大きくなるように学習することで, モデルは目的地の方向を向き, 目的地へ近づく動作を獲得することができる。式(9)に実験で使用した評価関数を示す。

$$E = \sum_{i=0}^n \frac{1}{(D_i - \cos A_i)} \quad (9)$$

ここで,

E : 評価値

D_i : モデルから目的地までの直線距離

A_i : モデルと目的地との角度

n : シミュレーションステップ数

となっている。

4. シミュレーション実験

実験では, CPG, ANN および GA の三つの手法を用いてモデルの関節に最適な周期パターンを与え, 歩行動作を獲得させる。物理演算には, NVIDIA 社で提供している物理エンジン PhysX を使用する。

今回は, 三次元物理空間内に段差を設け, そこにモデルを生成して実験を行った。モデルの正面に段差, その先に目的地を設け, 目的地へ近づく学習を行うことで段差を乗り越える歩行動作を獲得させる。ここで段差の高さは, 脚 B の長さの四分の一に設定した。

5. 実験結果と考察

図 2 は, シミュレーション環境を真上から見た時のモデルの移動軌跡を示す。図の左中央の原点がモデルの初期位置を示し, 破線は段差のある位置, 右端中央の灰色の丸が目的地の位置を示す。原点を出発したモデルは, 目的地へ向かってほぼ直進する。段差へはやや左を向いた状態で進入し, 右前脚, 左前脚, 右後脚, 左後脚の順番で段差を乗り越え, 目的地付近まで到達

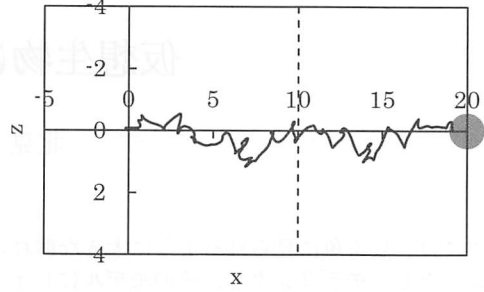
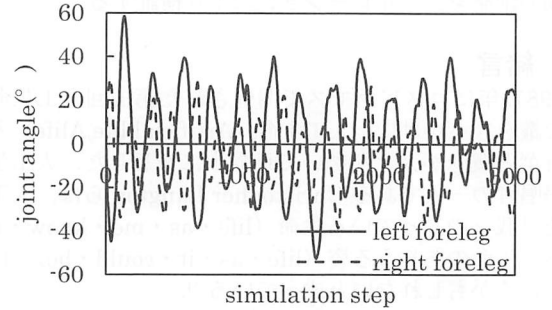
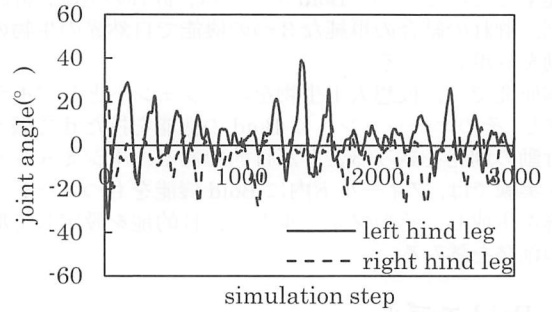


Fig.2 Orbit of the model



(a)



(b)

Fig.3 Angle of joint

している。

図 3 はモデルの関節 2 の角度を示している。縦軸が関節角度, 横軸がシミュレーションのステップ数, 図 3(a) は前脚, 図 3(b) は後脚の関節角度である。(a) と (b) を比較すると, 後脚に比べ前脚の関節角度が大きいことがわかる。これは, 胴体前部を持ち上げて段差を乗り越える学習をした結果であると考えられる。

6. まとめ

本研究では, 三次元物理空間内に 4 脚仮想生物モデルと段差のある環境を生成し, 段差を乗り越える歩行動作を自律的に獲得させる実験を行った。その結果, 前脚を大きく動かし段差を乗り越え, 目的地へ到達する動作を獲得することができた。

今後は, 段差を大きくする, 坂道と組み合わせる等の変更を加えた環境での歩行動作の獲得を目指す。

参考文献

- 1) K.Matsuoka: Sustained Oscillations Generated by Mutually Inhibiting Neurons with Adaptation, Biological Cybernetics, Vol. 52, pp. 367-376, 1985
- 2) Taga G., Yamaguchi Y. and Shimizu H.: Self-organized control of bipedal locomotion by neural oscillators, Biological Cybernetics, 65, pp. 147-159, 1991