2703 遺伝的アルゴリズムによる AIBO の歩行スタイルの自己学習

Self-Learning of Walk Style of AIBO using Genetic Algorithm

○正 中林 靖 (東洋大工) 浅野 雅裕 (東洋大工)

Yasushi NAKABAYASHI and Masahiro ASANO, Toyo University,
2100 Kujirai, Kawagoe, Saitama 350-8585

1. 緒言

SONY の AIBO は、実用性や有用性を追求するのではなく、人間のそばで動かし、コミュニケーションをとったり、遊ばせたりさせる楽しさを追求したエンタテインメントロボットとして開発された。しかしながら、Robo Cup サッカーの四足ロボットのプレイヤーとしても用いられており、ロボティクス系の学術・研究の対象としても非常に有意義な題材である。

そこで、本研究では AIBO ERS-7 を用いて、世界一速く歩く AIBO を開発することを目的とした歩行動作の最適化を行った。世界一速く歩く AIBO が完成すると、Robo Cup サッカーなどにおいて非常に有益であることは容易に想像できる。

2. AIBO ERS-7

2003 年 9 月 4 日に発表された AIBO ERS-7 は、脚部には、付け根の関節に自由度 2 (J1, J2)、膝の関節に自由度 1 (J3) を与える 3 個のモータを備え、合計 12 個の関節角を制御して四足歩行を実現する。各モータは PID 制御によるサーボ機構を有し、ポテンションメータにより関節角を得ることもできる。

本研究では脚部 12 自由度のうち、J1 関節と J3 関節の 8 自由度の関節角を用いて最適化を行った。J1 関節と J3 関節の可動範囲をそれぞれ Fig.1 と Fig.2 に示す。

Fig.1 J1 関節の可動範囲

Fig.2 J3 関節の可動範囲

3. 歩容

動物が歩行している間、各脚がそれぞれどのような順序で、またどのようなタイミングで、支持脚、遊脚となるかはパターン化されている。このパターンのことを歩容 (gait) という。支持脚とは地面に着いている脚、遊脚とは運んでいるときの脚である。代表的な歩容を Table.1 に示す。

Table.1 代表的な歩容の比較

歩容	接地率 β	支持脚数	左右の位相差	前後の位相差	歩行速度
Crawl	0.75	3, 4		$1-\beta$	小
Trot	0.5	2	0.5	0.5	大
Pace				0.0	
Bounce				0.5	

ここで β は接地率を表し、歩行 1 周期中の支持脚期間の割合を意味する。この値が $3/4$ を下回る時は、歩行中に四つある脚のうち二つの脚が遊脚になる期間、つまり二脚支持期が存在する。

歩行速度というのは接地率に起因する部分がある。支持脚は地面から離れないわけであり、遊脚の時間がそのまま歩行の時間になる。クロール歩容は、歩行中、常に 3 脚以上が接地して、必然的に速度がでない。

さらに、ペース歩容は前後の脚を組にして、片側の前脚、後脚を同時に遊脚するため、またバウンス歩容は、歩行というよりも走行に近く、四脚すべてが空中に浮く期間が存在するため、これらの歩容は動力学的な安定化制御が不可欠である。

これらから総合的に判断して、本研究では歩行速度が大きく、動力学的安定化制御を行わなくとも歩行できるトロット歩容を採用した。トロット歩容の特徴としては、正規対称歩容であり、対角にある二つの脚が対になって運動する点などが挙げられる。

4. 歩行

AIBO がトロット歩容で歩行する際に、足先の軌道が描く座標を台形で近似したものが Fig.3 であり、その台形の形状を示すパラメータは Fig.4 の通りである。

Fig.3 台形と制約条件

Fig.4 台形のパラメータ

まず、台形の 1 点(A)の座標を r と θ で表わし、次に $1l$, 12 , 13 , h により台形の形状を決める。これら 5 つのパラメータを最適化パラメータとして、脚部 8 自由度の関節角を逆運動学により求めた値により制御する。

これらのパラメータには極めて多くの制約条件が存在する。例えば、台形は Fig.3 の二重円の内部に存在しなくては、AIBO の可動範囲を超えてしまい、逆運動学における解が存在しなくなってしまう。また、点 C や D の高さがある一定の値を超えると AIBO のお腹が地面に着き歩行できなくなる。さらに、トロット歩容では前後の足は対称的な動きをするために、干渉が起こりやすく、例えば以下のような制約式を満たす必要がある。

$$Leg_2 < \sqrt{(B_x - Leg_1 \sin(-50^\circ))^2 + (B_z - (-Leg_1 \cos(-50^\circ)))^2}$$

$$Leg_2 < \sqrt{(C_x - Leg_1 \sin(-50^\circ))^2 + (C_z - (-Leg_1 \cos(-50^\circ)))^2}$$

ここで、下付き添え字は前後の脚を表わしている。

5. 自己学習

本研究では AIBO が自己学習により歩行スタイルを最適化する。歩行、速度測定、最適化などの一連の作業は AIBO 自身が行う。また結果はログとして、AIBO 内部のメモリースティック内に残す。

歩行実験には、実験室内の壁と壁に面した 500mm×1500mm ほどのスペースを利用した。また歩行中の進行方向のズレを防ぐために 2 本のレールを敷いた。

自己学習の流れとしては、まず AIBO が壁に向かって前進し、壁に 30mm 以上近づくと後退する。さらに壁から 1200mm 以上離れると再度前進へと転じる。基本的にこの前進後退を繰り返す。また前進と後退が切り替わる瞬間に自身と壁との距離と時刻を取得する。これにより AIBO が前進中の歩行速度を計算することができる。

最適化には遺伝的アルゴリズムを用いるが、この各世代の個体群の数は 5 つとした。そのうちの 1 つはエリート戦略として前世代から引き継ぐため、各世代では残りの 4 つの歩行スタイルについて速度測定する必要がある。従って AIBO は 4 往復するごとに最適化を行い、次世代の個体群を計算する。これらを繰り返し自己学習とする。

6. 遺伝的アルゴリズム

本研究で用いた遺伝的アルゴリズムの概要をまとめると以下の通りである。

評価 評価の値としては、AIBO の距離センサーと内臓タイマーから計算した歩行速度を用いる。

選択 各世代 5 つの個体群から、歩行速度の大きいもの上位 2 つを選択する。ここで歩行速度 1 位の個体はエリート戦略としてそのまま次世代へ残す。

交叉 歩行速度 1 位と 2 位のパラメータを交叉させる。 r と θ は台形の位置を、 l_1 , l_2 , l_3 , h は台形の形を決めるパラメータである。 r と θ を組に、 l_1 , l_2 , l_3 , h を組にして 1 位と 2 位のパラメータを交叉させる。

突然変異 突然変異は選択で選んだ 1 位と 2 位の個体、また交叉で生まれた 2 つの個体、計 4 つの個体について行う。

7. 実験結果

遺伝的アルゴリズムの初期集団は、偏らないように様々な値になるように調整し歩行実験をした。その結果を以下に示す。

Fig.5 は台形を 16 分割にした時の世代変化による歩行速度の変化のグラフで、横軸は世代変化を縦軸は歩行速度 [mm/s] を表している。最高速度は 236.091 [mm/s] である。

次に、歩行 1 周期の時間は一定のため、1 周期の分割数を半分にすれば理論的には 2 倍の速度で歩けるのではないかと考え、同様の手法で 8 分割として歩行実験を行った。その結果 Fig.6 に示す。最高速度は 255.828 [mm/s] となった。また、この場合の台形の形状変化を Fig.7 に示す。

8. 結言

本研究では遺伝的アルゴリズムを用いて、AIBO の歩行速度の自己最適化を行った。単純に考えると、8 分割

時の速度は 16 分割時の 2 倍になると予想されるが、8 分割時はモータの速度が指定した制御角に追いつかない状況になっており、また、脚と地面のすべりも発生しているため、期待した通りの速度は得られなかった。なお、昨年行われた SONY 主催の AIBO レースでは優勝チームの速度は約 250 [mm/s] であり、方向の制御を行っていないという条件付きではあるが、その値は超えている。

今後は、足先の軌道が描く形状を台形からより自由度の高いものに変更することや、1 周期の分割数も最適化パラメータとして扱うこと等により、より高速な AIBO の歩行スタイルが得られると考えられる。

参考文献

- [1] AIBO Official Site: <http://www.jp.aibo.com/>
- [2] AIBO SDE Homepage: <http://openr.aibo.com/>

Fig.5 世代による歩行速度の変化 (16 分割)

Fig.6 世代による歩行速度の変化 (8 分割)

Fig.7 台形の世代変化