

# RoboCup 3D

## サッカーシミュレーションにおけるエージェントの歩行動作生成



研究ノート

畠 中 利 治\*

Walking Pattern Generation in RoboCup 3D Soccer Simulation

Key Words : RoboCup 3D Soccer Simulation, Evolutionary Computation, Central Pattern Generator

### 1 はじめに

RoboCup は、2050 年までにサッカーの世界チャンピオンチームと公式ルールのもとで対戦ができ、試合に勝てるようなチームを構成するロボットの実現を夢に掲げる世界規模のプロジェクトである。毎年、世界大会が開催され各国のロボット研究者が集まり、ロボットによるサッカー競技を行うとともに、知能ロボットに関する研究や開発の成果を発表し情報交換を行う場としての役割を担っている。現在では、RoboCup は、サッカーのほかにレスキューなどの部門を取り入れているほか、未来の担い手の育成に通じるジュニア部門が設けられ日本からの参加者も多い。

RoboCup のサッカー部門は大きく分けて、ヒューマノイドロボットや車輪型ロボットなどの実機ロボットのリーグと、計算機によるシミュレーションリーグとからなる。シミュレーションリーグは、サッカーエージェントの学習や協調などの戦術面の開発を中心とした 2D シミュレーション、高さの概念が取り入れられた 3D シミュレーションおよび、実機のマイクロロボットを用いたシミュレーションと実環境の融合をはかる Mixed Reality リーグから構成されている。我々のグループでは、2005 年から RoboCup サッカーのシミュレーションリーグのうちの 3D サッカーシミュレーションリーグに参戦し

ているほか、大阪府立大、名古屋工大、愛知工大のグループと連携し、Mixed Reality リーグにも参加している。また、この間にこれらのリーグで、2007 年 Japan Open 3D サッカーシミュレーション最優秀チーム、2008 年 Japan Open Mixed Reality リーグ優勝などの戦績を残してきた。本稿では、3D サッカーシミュレーションにおいて、我々が研究を進めているサッカーエージェントの歩行動作の獲得法を紹介する。

### 2 3D サッカーシミュレーション

近年、RoboCup におけるサッカーシミュレーションの興味は、実機のヒューマノイドリーグと共有できる問題設定による共同研究やノウハウの交換の重要性から、手足のあるヒューマノイド型エージェントによる 3D シミュレーションへ移行している [1]。

2D シミュレーションは、RoboCup では唯一の本当のサッカーすなわち、11 対 11 のチーム同士の対戦であるが、ボールを含むエージェントの運動が 2 次元平面上に限られている。これに対して、3D シミュレーションでは、実存のヒューマノイドロボットの力学モデルに基づき、膨大な数値計算を行うことによりサッカー競技のシミュレーションが実行されている。具体的には、サッカーサーバ上の ODE (Open Dynamics Engine) を用い、剛体同士の摩擦や抵抗、衝突、重力などを考慮した動力学シミュレーションによって、フィールド上のエージェントの動きが計算されている。また、2008 年の世界大会から、ヒューマノイドロボットとして、スタンダードプラットホームリーグ（市販ロボットを用いた実機リーグ）で使用されているフランスの Aldebaran Robotics 社製のロボット NAO (図 1) が採用されており、計算負荷との兼ね合いもあって、2009 年の世界大会では、3 体のエージェントで構成され



\*Toshiharu HATANAKA

1962年8月生

大阪大学 大学院工学研究科 応用物理学専攻修了 (1988年)

現在、大阪大学 大学院情報科学研究科 情報数理学専攻 助教 博士(情報科学)  
計算知能工学

TEL : 06-6879-7834

FAX : 06-6879-7836

E-mail : hatanaka@ist.osaka-u.ac.jp

たチーム同士による対戦が行われている。

シミュレーションにおけるNAOのモデルは、両脚に6、両腕に4、首に2の計22自由度の構成を持つ。また、ロボットに内蔵された接地センサやジャイロセンサなどのセンサ情報を取り出すことができる。シミュレータでは、各ジョイントに対して目標角度を与え、PD制御により動作が生成される。参加チームは、サーバに接続するエージェントの開発を手がけるが、現在の各チームの開発のターゲットは、戦術面ではなく、プリミティブな動作、例えば、歩行、起きあがり、旋回、キックやその獲得方法の開発と姿勢の認識などにある。特に、歩行の速さや安定性が基本的な課題となっている。我々のグループでも、サッカーエージェントの力学モデルに対して、位相振動子モデルに対する歩行制御器を実装し、各種のパラメータの調整に進化計算を適用することにより、速くかつ安定な歩行パターンを獲得する方法の開発に取り組んでいる[2,3]。



図1：3D サッカーの NAO モデル

### 3 進化型 CPG による歩行動作

ロボットの歩行に関する研究は、これまでにも多くなされ、CPG(Central Pattern Generator)などを用いた生物規範型の歩行制御に関する研究も盛んに行われている。特に、神経素子間の結合荷重の調整や環境との相互作用などを利用する安定な歩行パターンの生成を目的とした研究が続けられている。

しかし、RoboCupでは安定した動作を継続するのではなく、変化する環境における歩行、歩行の開始と停止、旋回、キックなどの基本動作を転倒することなく切り替えていくことが求められる。このような動作をあらかじめ人が設計し、それを実現するようにCPGや制御系のパラメータの調整を行う方法には、限界が存在することが明らかであり、エー

ジエント自身が自律的に獲得していく方法論が必要となる。そこで、我々は、ヒューマノイドモデルに対して、位相振動子および、神経振動子による歩行動作を進化計算に基づいて自律的に獲得する手法を検討しており、ここでは位相振動子と制御系のパラメータを進化戦略(Evolution Strategy)で調整することにより、歩行パターンを生成する手法について述べる。

図2のように足先の目標軌道を楕円と直線の組合せで構成し、位相振動子を用いて歩行制御器を構築する。また、図3のように振動子は左右方向の揺れ運動を制御する位相を出力する振動子と、両足に対してそれぞれの位相を出力する2つの振動子から構成される。各振動子は互いの出力による影響を受けながら歩行パターンを出力する。振動子のダイナミクスは、

$$\dot{\phi}_i = \omega_i + \sum_{j \neq i} K_{ij} \sin(\phi_i - \phi_j + \delta_{ij}) + F_i \quad (1)$$

$$F_i = (\phi^{\text{touch}} - \phi_i) \delta(t - t^{\text{touch}}) \quad (2)$$

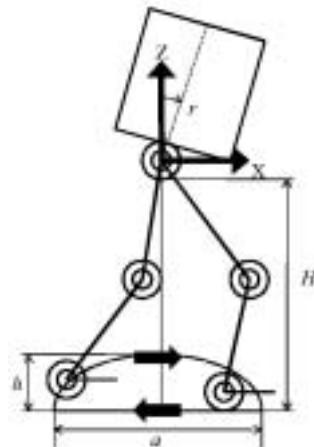


図2：エージェントの脚のモデルと軌道

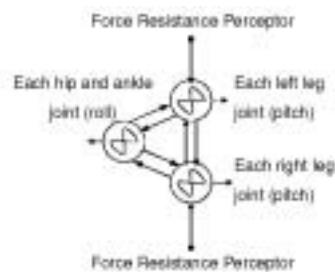


図3：位相振動子モデル

と表わされる。ただし、 $\phi_i$  は振動子  $i$  の位相、 $\omega$  は基本周期、 $K_{ij}$  振動子間の結合係数を表す。 $F_i$  は

足裏のセンサからの入力を表し、 $t^{\text{touch}}$  は足裏の接地した時刻を表す。(2)により足が接地したとき位相が  $\phi^{\text{touch}}$  にリセットされる。

目標軌道を両脚に対応する振動子の位相の関数として表現し、逆運動学を解くことによって、各ジョイントの目標角度を一意に定めることができる。ここでは、振動子間の結合係数  $K_{12}(=K_{31})$ ,  $K_{23}$ 、歩行の周期  $\omega$ 、ロールの周期  $roll$ 、前進のための股関節、膝、足首ならびにロールのための股関節それぞれの PD コントローラの比例および微分ゲイン ( $p, d$ )、歩幅  $\alpha$ 、腰の高さ  $H$ 、遊脚の高さ  $h$  および、初期の腰の曲げ角  $\gamma$  を歩行の実現のための調整パラメータとし、実数値ベクトルで個体を表現する。

また、歩行の良さの評価のため、RoboCup の競技でも採用されている一定時間により遠くまで歩くこと（言い換えれば、転倒せずに速く歩くこと）に対応して、個体  $k$ , ( $k = 1, 2, \dots, N$ ) に対する適応度関数  $f_k$  を、一定時間に進んだ距離  $L_k$ 、初期状態の正面からのずれの大きさ  $e_k$  および、刻々出力されるエージェントのジャイロセンサの出力の水平成分  $g_{yt_k}$  を用いて、次のように設定した。

$$f_k = L_k, (\sum L_k/n \geq L_{th}) \quad (3)$$

$$f_k = L_k - c_1 |e_k| - c_2 \sum g_{yt_k}, \text{otherwise} \quad (4)$$

ここで、 $N$  は集団の個体数、 $c_1, c_2$  は任意の定数を表す。すなわち、集団の平均の歩行距離があらかじめ定めたしきい値  $L_{th}$  より小さいときは、歩行距離を適応度とし、それ以上の場合には、歩行距離から方向のずれおよび、状態の横揺れに関するペナルティを考慮した適応度とする。これは、進行方向のずれが小さく、エージェントの上体の振動が小さいほど良い歩行であることを表している。

また、歩行停止状態から定常的な歩行状態への、安定した動作切り替えを実現することを目的に、歩幅パラメータ  $\alpha$  を次第に大きくしていくことを考え、時刻  $t$  における歩幅  $\alpha_t$  を次のように設定する。

$$\alpha_{t+1} = (\alpha_t + st) \delta(t - t^{\text{touch}}), \quad (\alpha_t < \alpha_{max}) \quad (5)$$

$$\alpha_t = \alpha_{max}, \quad (\alpha_t \geq \alpha_{max}) \quad (6)$$

ここで、 $\alpha_{max}$  は最大歩幅を表す。すなわち、遊脚期と支持脚期が切り替わるとき、歩幅  $\alpha_t$  が最大歩

幅  $\alpha_{max}$  より小さければ、刻み幅  $st$  づつ歩幅を増加させていく。初期状態からの初期歩幅を  $\alpha_0$  とし、定常的な歩行状態における歩幅を最大歩幅  $\alpha_{max}$  とすることで、初期状態から  $st$  づつ、歩幅を徐々に大きくして、歩行速度を上げていくことになる。この3つのパラメータ、 $\alpha_0, st, \alpha_{max}$  も適切に定めなければならない。そこで、先に述べたパラメータに加えこれらの歩幅に関するパラメータを加えた個体に対しても進化計算を適用し、歩行動作の獲得を試みる。

ここでは、進化計算として実数値ベクトルを表現型とみなし、表現型を直接操作し評価する進化戦略を適用する。進化戦略にもいくつかのバリエーションがあるが、 $\mu$  個の探索点から  $\lambda$  個の探索点を突然変異と交叉により生成し、良い個体  $\mu$  個を次世代に残す  $(\mu + \lambda)$ -ES を用いた。 $\mu = \lambda = 40$  としたときの、300 世代目の歩行パターンにおけるジャイロセンサの出力を図4に示す。また、歩幅を段階的に大きくする場合の同様の歩行パターンにおけるジャイロセンサの出力を図5に示す。これらの図から歩幅を段階的に大きくする場合の方がジャイロセンサの出力の振幅が安定しており安定した歩行パターンを与えることがわかる。

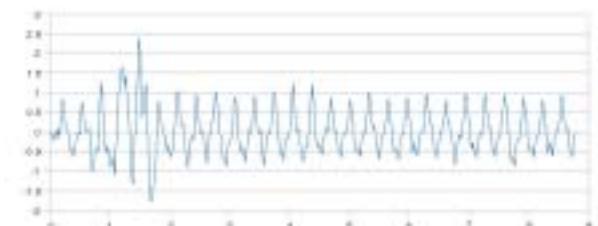


図4：ジャイロセンサの出力（歩幅一定）

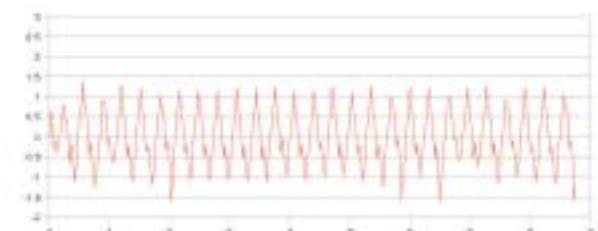


図5：ジャイロセンサの出力（歩幅更新）

#### 4 おわりに

本稿では、進化戦略により位相振動子と制御系のパラメータを調整することによるサッカーエージェ

ントの歩行動作の実現法を紹介した。ここでは、歩行の良さに関する適応度関数を所望の歩行動作に対して、適切に評価関数を設計する必要があり、安定して速く歩くことに対する適応度の一例を示した。また、歩行開始時に歩幅を段階的に大きくする際の歩幅の増分を調整パラメータに加えた場合に、より安定な歩行パターンを生成できることを示した。このように、パラメータの選択と適応度関数の設計により、他のいくつかの動作パターンも生成できると考えられ、国内の他の3Dシミュレーション参加グループとも密な情報交換を行いながら、独自のチーム開発とともに動作生成のための研究を進めている。

## 参考文献

- [1] Mayer, N. M., Boedecker, J., Guerra, R. S. and Asada, M.: “3D2Real: Simulation League Finals in Real Robots,” Lakemeyer, G., Sklar, E., Sorrenti, D.G., Takahashi, T., eds. : *RoboCup 2006: Robot Soccer World Cup X*, Springer (2006)
- [2] 松本, 内種, 畠中, 近藤: “歩幅更新規範を導入した進化的CPGによる歩行動作獲得,” 第18回インテリジェントシステムシンポジウム講演論文集, CD-ROM (2008)
- [3] 内種, 畠中: “進化型CPGを用いたヒューマノイドエージェントの歩行動作生成,” 第71回情報処理学会全国大会講演論文集, vol. 2, pp.89 – 90 (2009)

