

2002 年度 卒 業 論 文

四足歩行エージェントにおける力学法則に基づいた歩行制御に関する研究

指導教員：渡邊大地

メディア学部 3DCG アプリケーション構築プロジェクト

学籍番号 99p369

福井 申彦

2003年3月

2002 年度 卒 業 論 文 概 要

論文題目

四足歩行エージェントにおける力学法則に基づいた歩行制御に関する研究

メディア学部

学籍番号: 99p369

氏
名

福井 申彦

主査

渡邊 大地

副査

和田 篤

キーワード

エージェント, 歩行, 剛体シミュレーション, 遺伝的アルゴリズム

近年様々な分野で、人間や動物などの動きを力学シミュレーションによって作り出す研究が行われている。しかし既存の研究では新しいモデルを作るたびに新たな計算式を作る必要がある。そこでモデルの動作を自動的に作成するための研究を行った。まず剛体シミュレーションによって力学の働く仮想空間を用意した。そして 4 足を始めとする多関節モデルをその空間におけるエージェントとして振舞わせ、そこでエージェント自らに歩行動作を学習させることで歩行動作の作成を自動化した。エージェントの学習はエージェントが持つ複数の関節の角度を遺伝的アルゴリズムの最適化によって調節するという手法で行った。その結果、モデルは歩行した。これにより、遺伝的アルゴリズムを用いて力学法則に従った多関節モデルの動きの作成を自動化するシステムが構築し得ることが明らかになった。

目次

第 1 章	はじめに	1
第 2 章	力学とエージェント.....	3
2.1	仮想空間における力学.....	3
2.2	衝突の判定	3
2.3	製作環境.....	5
2.4	外形の作成	5
2.5	脚の関節角度.....	6
2.6	歩行動作の構成	7
2.7	関節の仕組み.....	9
第 3 章	遺伝的アルゴリズムによる歩行動作の最適化	10
3.1	遺伝的アルゴリズムとは.....	10
3.2	遺伝情報の構成	11
3.3	初期集団の生成	12
3.4	遺伝情報の成績評価	13
3.5	親の決定	13
3.6	交叉	14
3.7	次世代集団の生成.....	15
第 4 章	検証と考察.....	16
4.1	モデルの形状について.....	16
4.2	遺伝的アルゴリズムについて.....	20
4.3	動きについて.....	21
第 5 章	まとめ	22
謝辞	23
参考文献	24

第1章 はじめに

近年、人間や動物などの動きを多関節モデルを用いた力学シミュレーションによって表す取り組みが、バーチャルリアリティ、アニメーション、コンピューターゲーム、ロボティクスなど、多彩な分野で関心を集めている。

多関節モデルを動かす技術には、力学シミュレーションの他にもキーフレーム法やモーションキャプチャーなどがある[1]。キーフレーム法とは、人の手によって直接モデルに動きをつけていく方法である。また、モーションキャプチャーはセンサーによる計測で人間の動きをコンピュータに取り込む技術であり、取り込んだデータを多関節モデルに当てはめることでリアルな動きを再現できる。

だが、キーフレーム法で多関節モデルに動きをつけていく作業は非常に労力が掛かり、また完成した動きが力学的に不自然に見える可能性もある。一方モーションキャプチャーを使用する場合は多くの場合、動作を編集する必要があり、結果的にはキーフレーム法と同様の問題を持つ。

これらの手法に比べ、力学シミュレーションを用いる場合はコンピュータによる動きの自動生成が可能だという利点がある。そのため汎用性の高いシステムを構築することが可能である[2]。

既存の研究では力学シミュレーションを用いてカンガルーや、2足、4足のロボットなどの動きを表現する研究があるが[3]、その研究では新しいモデルを作るたびにそれを動かすための起動計算式を作る必要がある。また、起動計算式を使わずに、アルゴリズムによって動作を自動的に生成する研究もあるが、それらは2次元モデルを扱うものや([4],[5]) 3次元モデルであっても任意の形状を扱う事ができないもの([6],[7])である。その他キーフレーム法やモーションキャプチャーで製作した動作をベースとして力学シミュレーションを行う研究もあるが([8],[9]) それらは元となる動作データに依存する汎用性が低い。つまり3次元多関節モデルの動きを力学的な条件のみから自動生成する技術は未だない。

そこで本論文では4足を始めとする多関節モデルを仮想世界におけるエージェントとして振舞わせ、そこでエージェント自らに歩行動作を学習させることで歩行動作の作成を自動化する手法を提案する。仮想世界は剛体シミュレーションによって構築し、エージェントの学習には遺伝的アルゴリズムを用いることにした。

2章では、仮想世界にて考慮される力学法則やエージェントの体の仕組みについて述べる。また、歩行動作の構成要素についても触れる。3章ではどのような仕組みで歩行動作を生成したかを、遺伝的アルゴリズムの解説を混ぜて述べる。4章では本研究によってエージェントがどの程度、歩行ができるようになったか検証し、そこで考察も述べる。そして5章で結論を述べる。

第2章 力学とエージェント

2.1 仮想空間における力学

本研究では、物体に対して以下のような力学的な性質を考慮する仮想空間を作った。

- ・重力（重力加速度を 9.81 とした。）
- ・衝突（反発係数を使った計算で簡単化した。反発係数：エージェントの胴体 0.6、エージェントの脚 0.3、床 0.9）
- ・接触（静止摩擦と動摩擦の二つをシミュレートした。摩擦率： 0.8）

2.2 衝突の判定

日常の世界では、物体同士が衝突すると反発による新たな運動が生じる。よって剛体シミュレーションでも、物体の運動を再現するためには、衝突している物体が存在しないか時間毎に調べる必要がある。これは座標上で重なり合う物体があるかどうかで判定できる。しかし速い速度で物体が移動している場合、判定を行った時には、既に物体同士が交差をされていて衝突を検知できない可能性がある。それを防ぐ手段として、物体の周りには衝突を認識するための 5cm の許容範囲を設けた。図 2-1 は許容範囲の概念を表すものである。

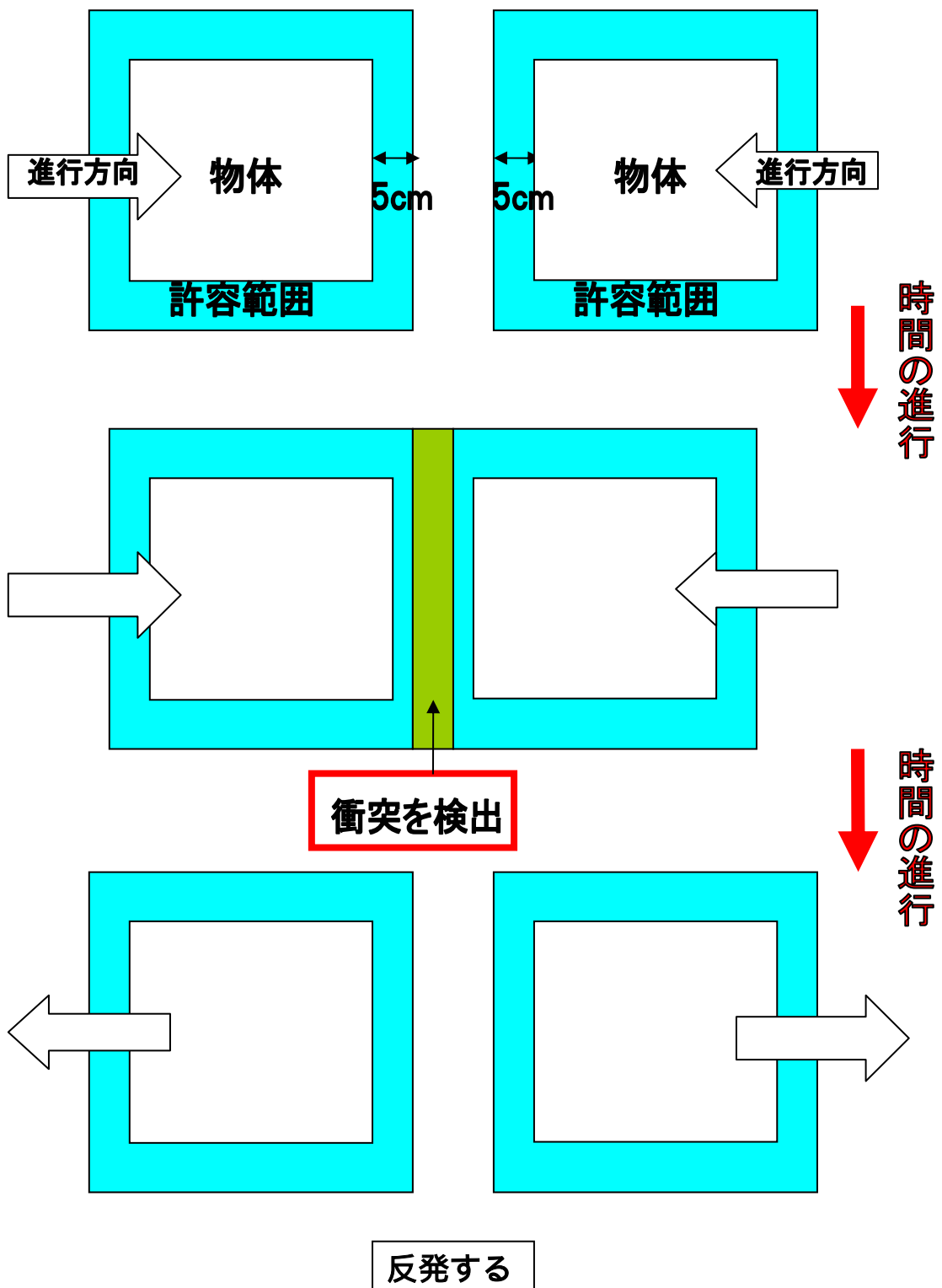


図 2-1 物体の衝突

2.3 製作環境

本研究では Director8.5[10]を使用してソフトウェアを作成した。Director8.5 は、Macromedia 社から販売されているオーサリングソフトであり、Shockwave3D 用の 3D コンテンツを製作する機能がある。そしてその製作には、Havok Xtra[11]という剛体シミュレーション用のライブラリを使用することができる。本研究はこれを使用することで仮想空間を構築した。

2.4 外形の作成

本研究で製作したエージェントは 1 個の直方体で胴体を表し、そこに一本以上の直方体を繋げることで足を構成するものとする。例えば本研究で初めに製作したエージェントは図 2-2 に示すとおり胴体から 4 本の足を下ろす構造である。一本の足は 2 つの直方体からできている。以下では、足の動きをする全ての直方体を脚と記述し、その説明をする。

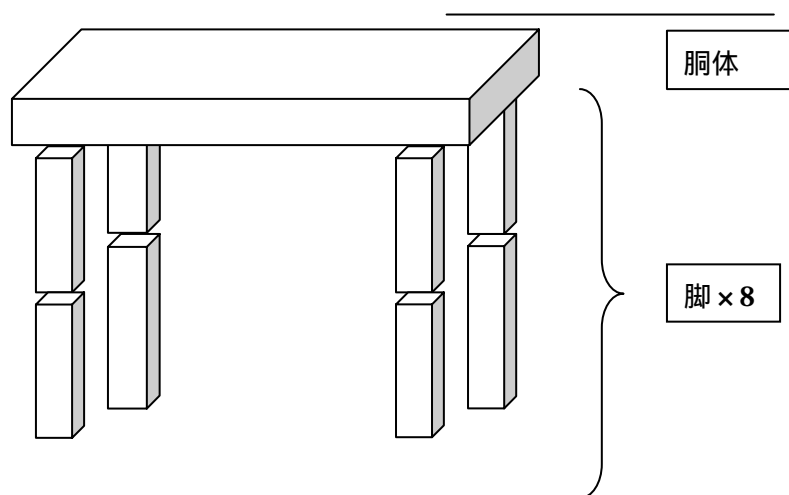


図 2-2 体の構成

2.5 脚の関節角度

歩行制御アルゴリズムを制作する上で計算時間を現実的なものに抑えるため、それぞれの脚が採り得る関節角度を8つに限定した。

まずエージェントの座標系を図2-3のように定義する。エージェントの前方に向かって伸びる線をz軸とする。エージェントの左方に伸びる線をx軸とする。エージェントの上方に伸びる線をy軸とする。

それぞれの脚は、真上を0度としたとき、図2-4に示すとおり脚の上面に沿うx方向の線を回転軸として、110度、130度、150度、170度、190度、210度、230度、250度という8つの角度で曲げることができる。それらの角度で脚を曲げた様子を側面から見ると、図2-5のようになる。

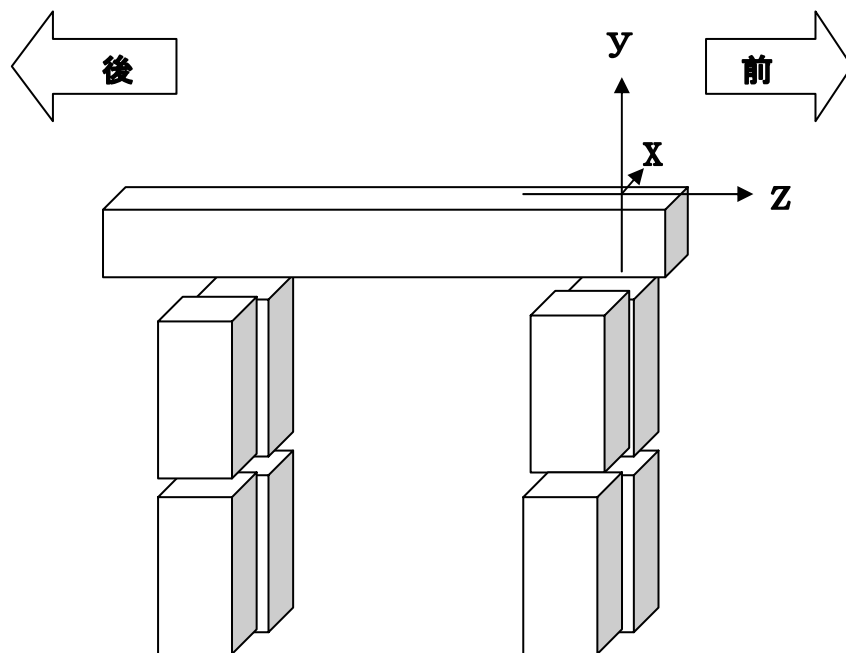


図 2-3 エージェント座標

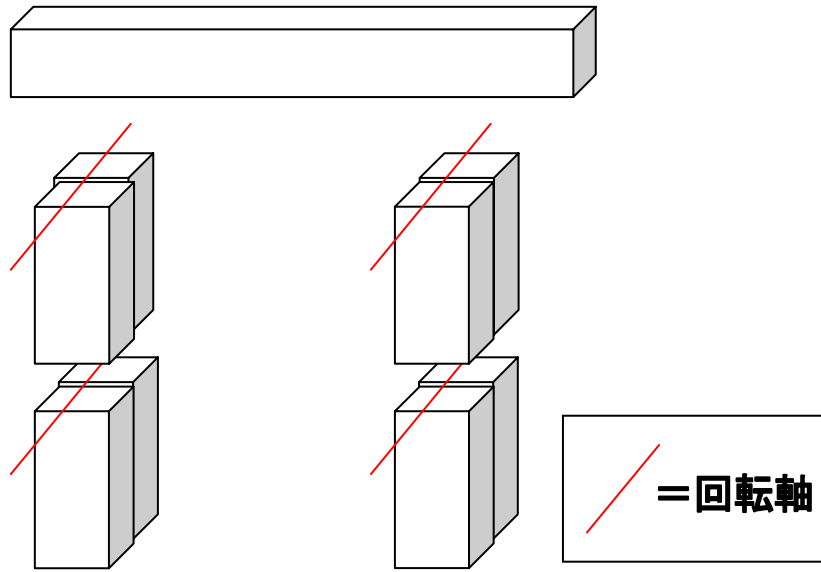


図 2-4 回転軸

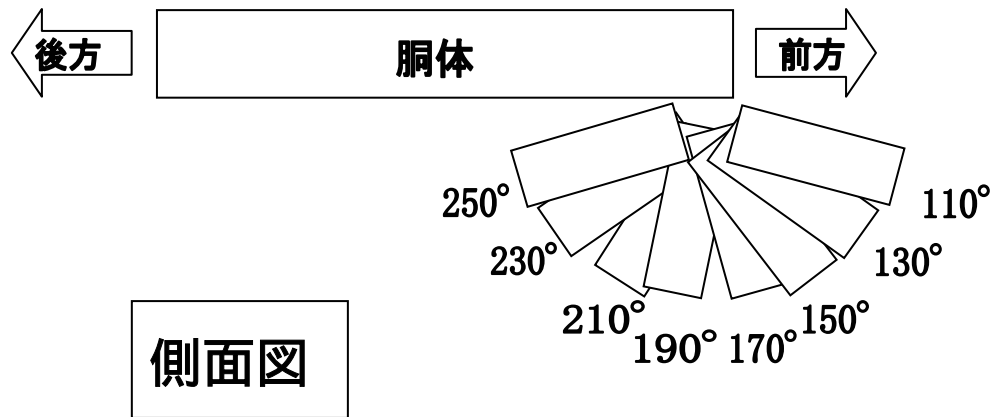


図 2-5 側面から見る脚の関節角度の種類

2.6 歩行動作の構成

2.5 で述べた関節角度を、全ての関節に対して設定することで、エージェントの姿勢が

定まる。エージェントは学習によってこのような姿勢を 8 通り定め、3 分の 1 秒毎にその姿勢を順々に切り替えていくことで歩行動作を構成する仕組みにした。8 つ目の姿勢の後は、一つ目の姿勢に戻り、同じように姿勢の切り替えを繰り返していく。図 2-6 は歩行動作の構成要素を表したものである。

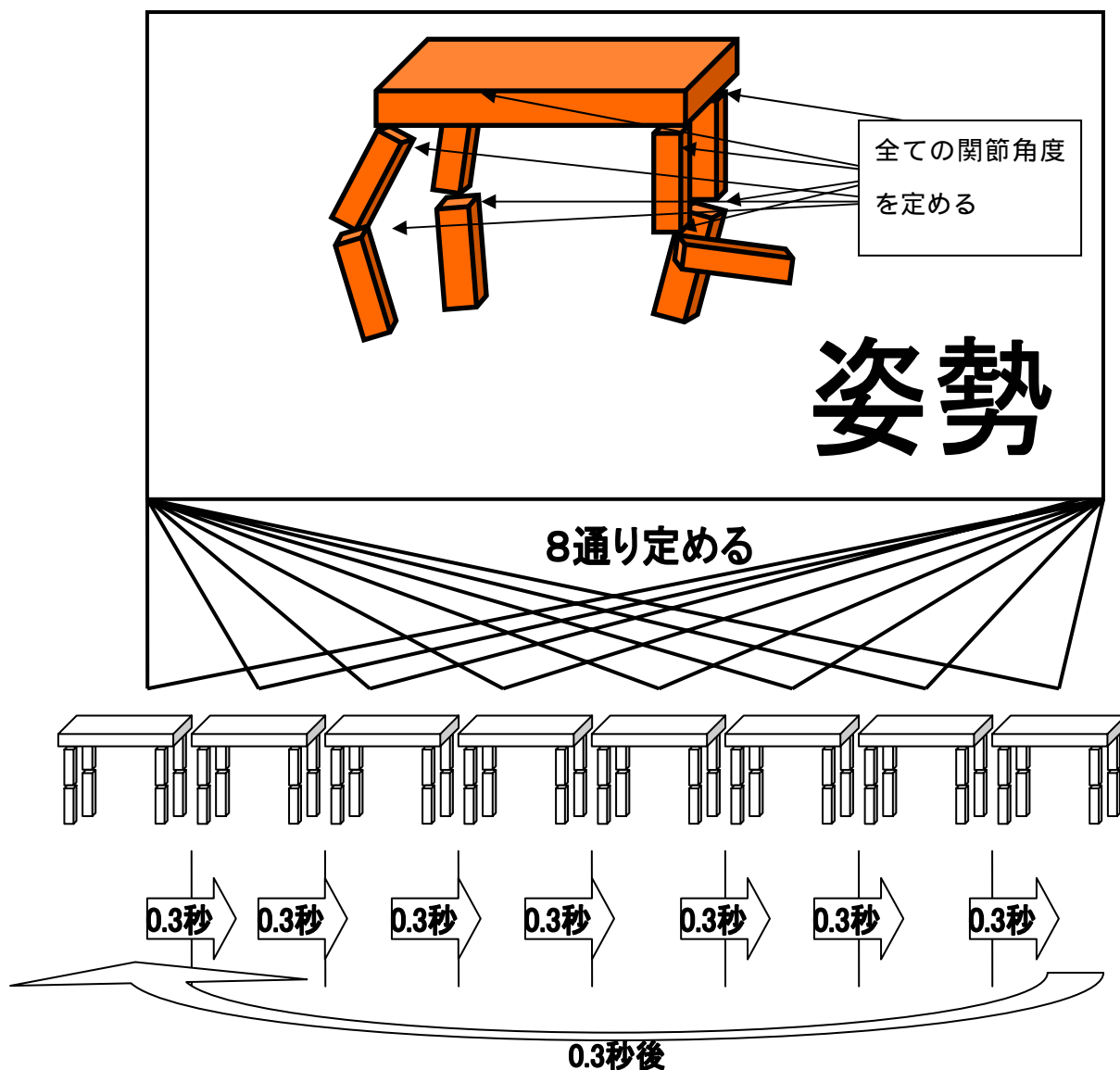


図 2-6 歩行動作の構成

2.7 関節の仕組み

エージェントの関節の作成にはHavok extraで使用できる機能の一つであるダッシュポット[12]を用いた。ダッシュポットは一種のバネモデルであり、それによって物体同士を決まった角度で繋ぐことができる。シミュレーション時にダッシュポットで繋がれた物体に一定の力が加わると、バネモデルの安定へ向かうことにより物体は元の位置を保つ事ができる。

2.4で脚の関節角度について述べたが、脚の関節角度を変えるということはこのダッシュポットの接続設定を変えることである。つまりシミュレーション中に脚の関節角度が変更されると、変更後の角度へ向けてバネモデルを安定させることになる。その際、ダッシュポットで繋げている物体が地面にぶつかれば、その反発によってエージェントの推進力を得る事が可能である。また、バネの強さは、動物が出せる程度の力を想定して設定した。つまりエージェントの脚にそれ以上の力がかかり続ければ、関節角度を保つ事はできない。

第3章 遺伝的アルゴリズムによる歩行動作の最適化

2.5 では、エージェントが保有する全ての関節に対して角度設定をする事で姿勢が定まり、さらにそれを 8 つ分用意することで歩行モーションが決定されることを述べた。表 3-1 は、8 つの関節を持つエージェントを作る場合に用意する必要のあるパラメータを表したものである。表 3-1 を見ても明らかなように、8 つの関節を持つエージェントならば、64 個のパラメータを設定する必要がある。

このような膨大なパラメータを歩行動作用に最適化するため、遺伝的アルゴリズムを用いた。

表 3-1 歩行に必要なパラメータ

	時間 1	時間 2	時間 3	時間 4	時間 5	時間 6	時間 7	時間 8
関節 1								
関節 2								
関節 3								
関節 4								
関節 5								
関節 6								
関節 7								
関節 8								

3.1 遺伝的アルゴリズムとは

遺伝的アルゴリズム[13]はパラメータの最適化手法である。その手法は生物の進化の仕組みを利用する。生物の体の設計図は遺伝情報として集約されている。これを雄と雌の 2 個体間で交換し合い、時には突然変異も加えて新たな遺伝情報を持った子供を作る。子供の遺伝情報が親の遺伝情報より優れているとは限らないが、劣等な子供は次の子孫を残せないため淘汰されていく。そのため生物の遺伝情報は、環境に適應できるよう最適化されていくといえる。

遺伝的アルゴリズムは、データを遺伝情報に見たてて生存競争させることにより、その最適化を行う。手順は次の通りである。まず最適化したいデータを複数個用意する。初期のデータは適当で構わない。そしてそれぞれのデータがどれだけ求めたい解に応じているかを評価し、評価の高いデータ同士を交叉させて新たな遺伝情報を作る。この際、一定の確率で突然変異を起こす（データの一部をランダムに変える）。こうしてできた次世代のデータ群に再び評価、交叉の繰り返しを加えていく事でデータの最適化を図る。

以下の節では、本研究では遺伝的アルゴリズムをどのように適用し、最適化を行ったかを説明する。

3.2 遺伝情報の構成

本研究で遺伝的アルゴリズムを利用する目的は、歩行動作を決定することにある。よって遺伝情報には歩行動作を一意に決定付けるための内容を持たせる必要がある。また、遺伝的アルゴリズムでは、遺伝情報の最小単位である遺伝子を 0 と 1 で表すのが一般的であり[14]、本研究もこの形式に従った。

一本の脚の接続状態は 8 つの角度から選ぶので、これを 3 ビットの情報で表した。これが脚の各パーツそれぞれにあるから仮に 8 個の関節があるならば一動作につき 24 ビット、歩行は 8 動作からなるため、合計 192 ビットになる。図 3-1 は 192 桁の 2 進数で遺伝情報を構成した様子を表している。

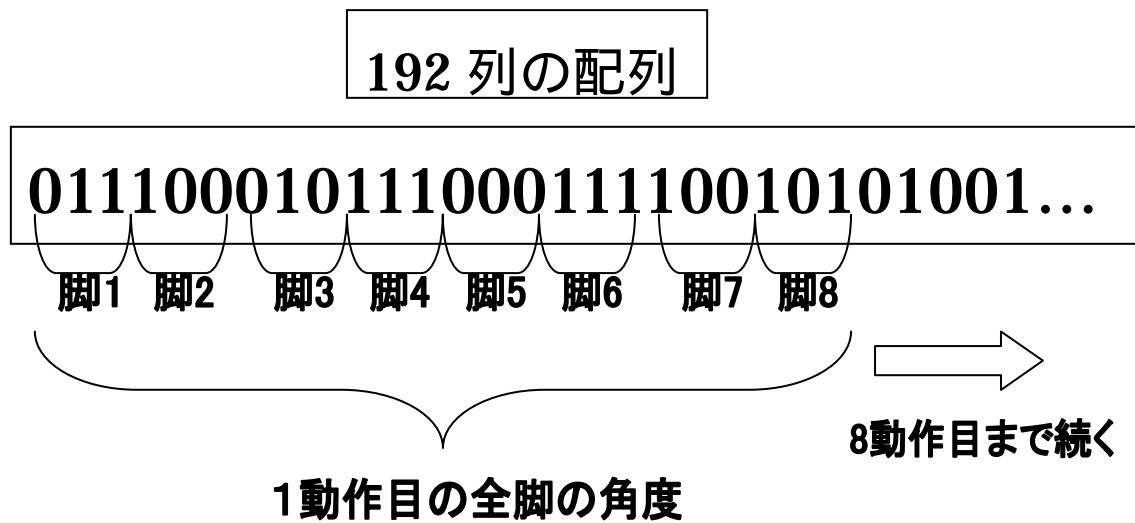


図 3-1 遺伝情報の構成

3.3 初期集団の生成

遺伝的アルゴリズムを実行するには、生存競争をシミュレートするための複数の固体（遺伝情報）が必要となる。そして個体の数が多ければ、最適な解が出現しやすい。しかし本研究のような物理シミュレーションを行う場合、モデルを増やしすぎれば計算時間が爆発的に増加してしまうので、15体のエージェントを用意するに留めた。

15体のエージェントの遺伝情報は、それぞれランダムに製造した。つまりエージェントの遺伝情報の配列は乱数を利用し0と1のどちらかを収めることで構成した。

3.4 遺伝情報の成績評価

次世代にそのまま遺伝情報を引き継ぐ固体や、交叉による新しい遺伝情報を自身に書き足す固体などを決定するために成績の評価をする必要がある。

本研究では 15 体のエージェントを同じ場所から一斉に行動させ、20 秒後の移動距離を比較して成績評価を行った。このとき、エージェント同士の座標が重なっていても、衝突を判定しないようにした。

3.5 親の決定

遺伝的アルゴリズムにおける交叉は、自然界の有性生殖動物と同様、2 体の親が元となっで行われる。親の選び方には、成績の良い順からそのまま親にして行く方法と、成績毎に一定の確率によって親を選び出す方法がある。本研究は後者を採用した。

表 3-2 に示すように優秀な固体が高い確率で選び出されるような配分表を用いて合計、4 対（8 体）の親を選び出した。その際、同じ個体が何度も選ばれることを許した。成績の良い個体は親に選ばれる確率が高いので、まったく同じ親の組み合わせや、両親が同一の固体に決まる事もある。

表 3-2 乱数による親の選択

固体の成績順位	選ばれる確率
1 位	30
2 位	20
3 位	20
4 位	10
5 位	10
6 位	5
7 位	3
8 位	2

3.6 交叉

交叉とは、遺伝情報を親に相当する2体から持ち寄って混合し、新たな2体の遺伝情報に構成し直す作業である。その混ぜ合わせ方は、遺伝子配列の一点のみで交叉する方法を用いた。つまり、遺伝子配列の中から、ある一点をランダムで決定し、そこを境に親同士の遺伝子を交換し合って子供の遺伝情報を構成した。

また、遺伝的アルゴリズムでは、交叉の後に一定の確率で突然変異が起こるようにする必要がある。その確率をうまく調節する事で、初期の集団が持っていた遺伝子配列以外の配列パターンの効能を、効率よく試すことができるようになる。本研究では交叉時に2分の1の確率で突然変異が起こるように設定し、また突然変異が起こったときは、2～30個の遺伝子をランダムに変えるようにしている。この仕組みで、4対の親から4対の子供を作り出した。

図 3-2 は、交叉による遺伝情報の入れ替えを模式的に表したものである。

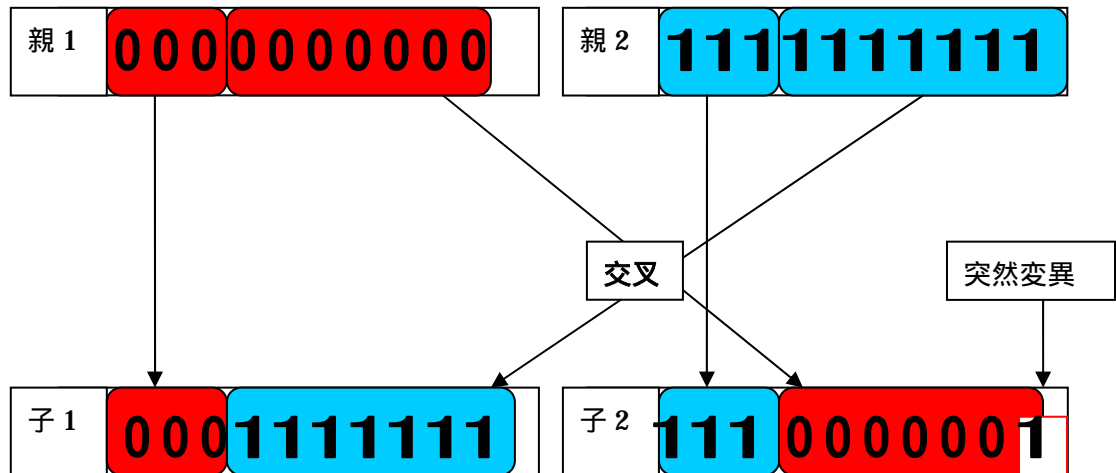


図 3-2 交叉による遺伝情報の入れ替えの模式図

3.7 次世代集団の生成

本研究では 15 体のエージェントのうち、7 体を次世代にそのまま残す保守組みとし、残りを遺伝情報が上書きされる淘汰組みとした。なお、親に選ばれる可能性のあるエージェント 8 体を親への候補組みと呼ぶことにする。成績順における保守組み、淘汰組み、親への候補組みの配分を模式的に表したのが図 3-3 である。

このような配分を用いて誕生させた第二世代を、再び、シミュレーション 評価 親の決定 交叉というステップによって 3 代目へ成長させる。本研究ではこれら一連の作業を数百世代分繰り返すことにより、エージェントの歩行動作を最適化した。

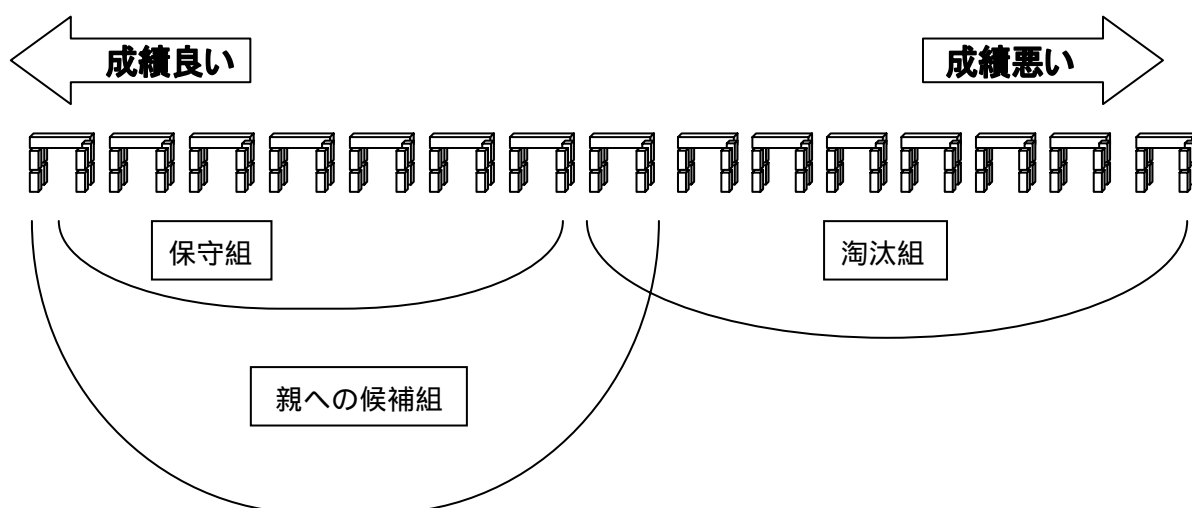


図 3-3

第4章 検証と考察

本研究で製作したシステムで歩行動作の生成ができるかどうかを図 4-1 のような 4 脚と 3 脚のモデルで検証した。

4 脚のモデルは 2 つ作成した。一つは同型の直方体 8 つを脚として繋げたモデルである。これをモデル 1 とする。もう一つは 8 つある脚のうち下段の脚を立方体に近づけたモデルである。これをモデル 2 とする。3 脚のモデルも下段の脚を立方体に近づけた。これをモデル 3 とする。

これらのモデルに遺伝的アルゴリズムによる最適化を 500 世代以上繰り返したところ、図 4-2 ~ 4-4 のような結果となった。図 4-2 から順にモデル 1、モデル 2、モデル 3 の結果を表している。この図は各世代ごとに一番優秀なエージェントの移動距離を記したものである。

4.1 モデルの形状について

モデル 2 が一番歩行距離を伸ばした。バランスを保ちやすい形状が有利に働いたためと考えられる。2 番目に歩行距離を伸ばしたのがモデル 3 であった。モデル 3 は 3 足であるが、下段の脚の形状が立方体に近い分、モデル 1 より安定した移動が可能だったと考えられる。

モデル 1 の移動距離は 500 世代辺りで急激に落ち込んでしまった。その後 1400 世代辺りまでは順調に成長したが、それ以後は再び落ち込みだした。これは、モデル 1 においては転倒するか否かの危険な走り方をするのが主流となっていたために、あるとき偶然に保守組みが淘汰されてしまったためと考えられる。15 体という少ない個体数のうち、次世代に持ち越される保守組みは 7 体である。この 7 体が偶然全員転んでしまえば例え移動性能が高くても淘汰されてしまう。つまりモデル 1 のような不安定な形状のモデルにおいては、事故による淘汰に遭いやすいと考えられる。何度か実験を行った結果、図 4-5、4-6 のような結果を得る事ができた。これら 3 つの実験結果を見ると、モデル 1 が安定して移動できる距離は 500 が限界のようである。それ以上歩行距離を伸ばした場合は、図 4-5 の 200 世代目辺りのように、急に移動距離が落ち込んでいる。

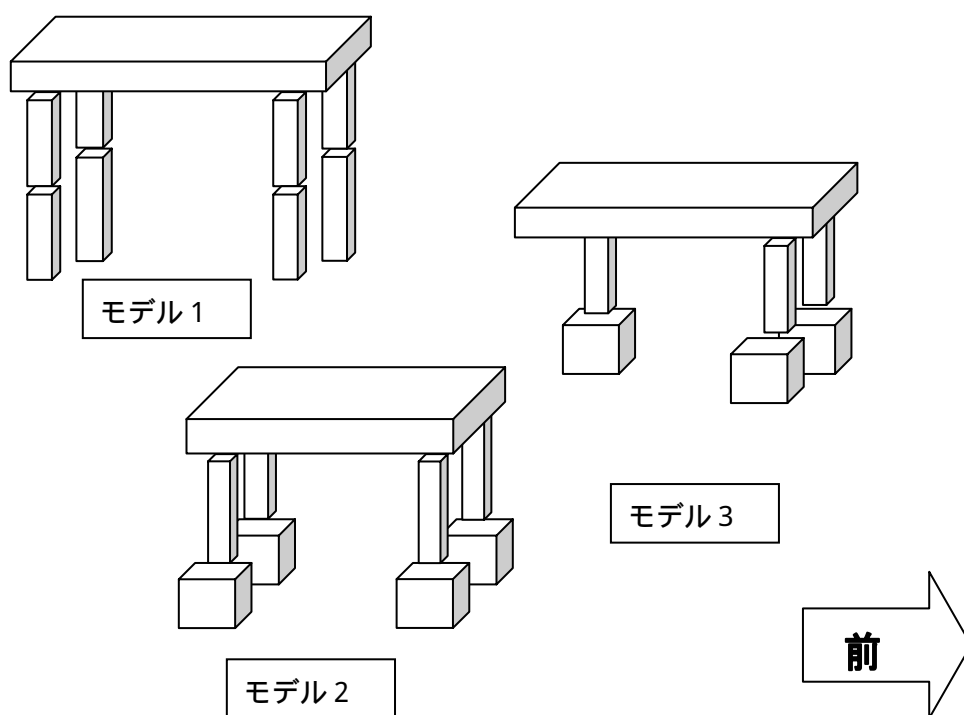


図 4-1 製作したモデルの形状

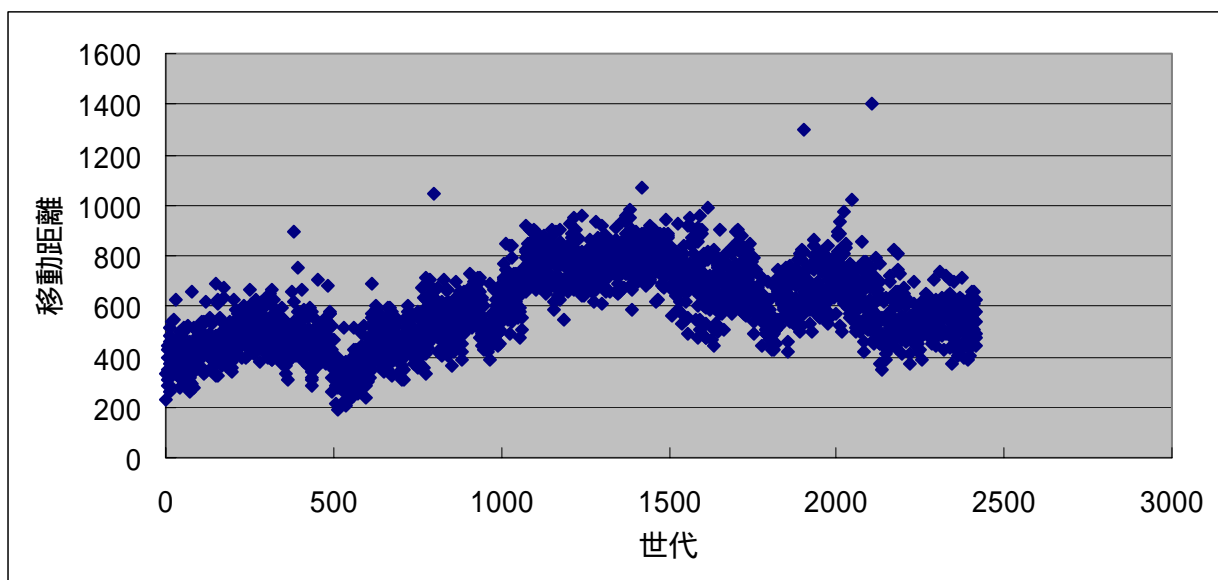


図 4-2 モデル 1 における最適化

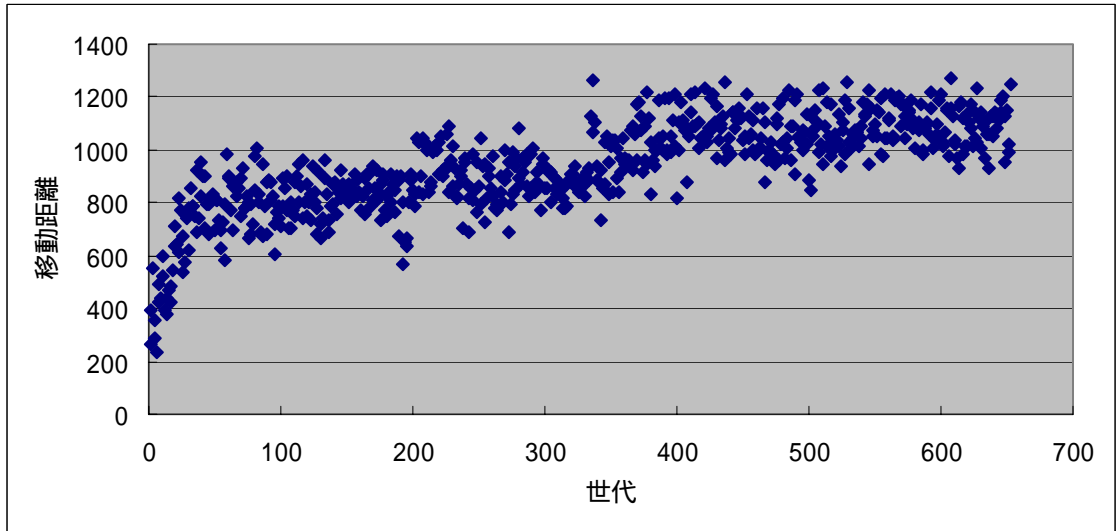


図 4-3 モデル 2 における最適化

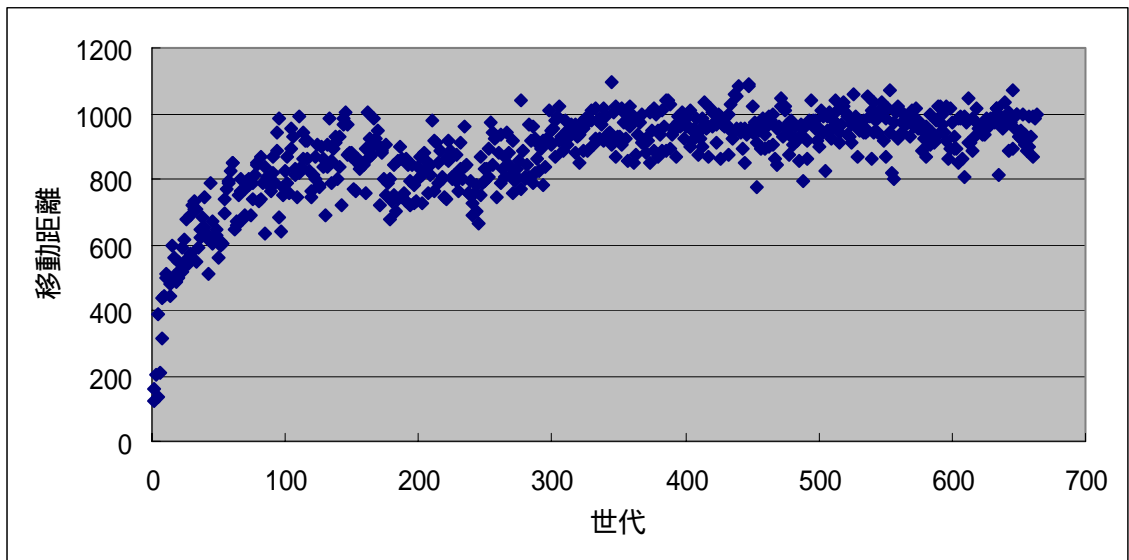


図 4-4 モデル 3 における最適化

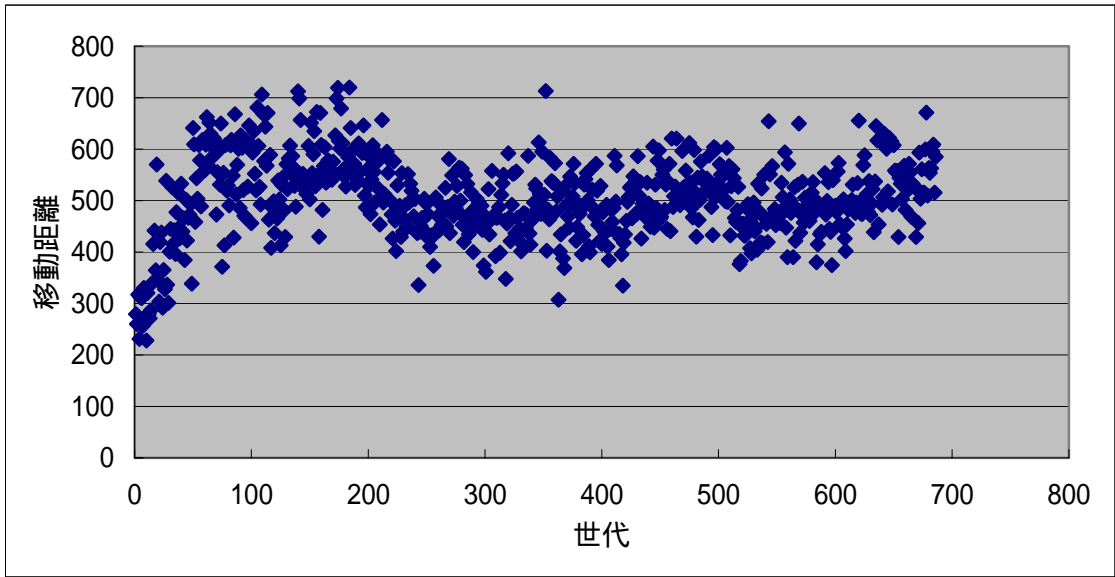


図 4-5 モデル 1 における最適化 2

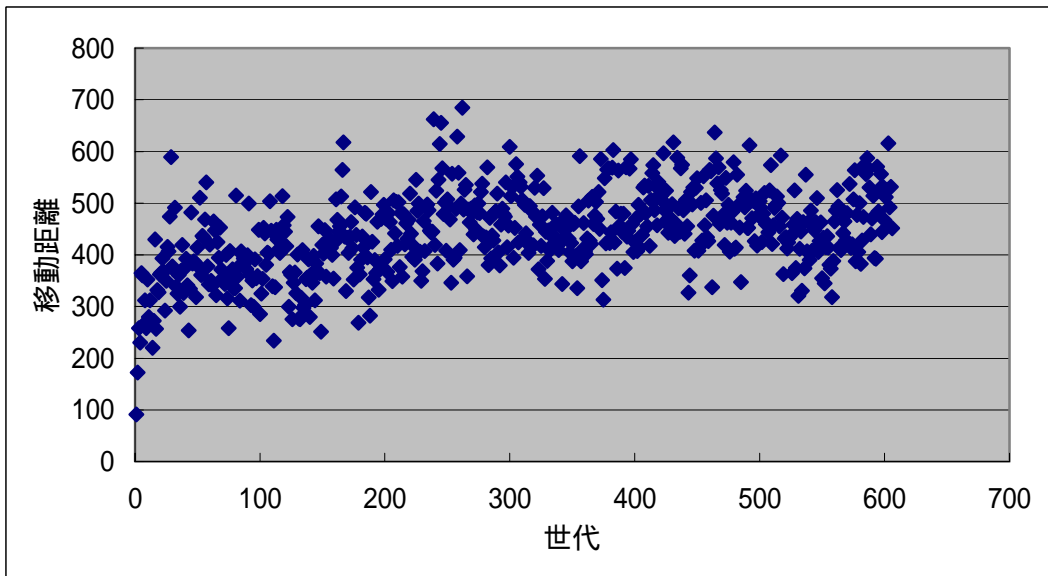


図 4-6 モデル 1 における最適化 3

4.2 遺伝的アルゴリズムについて

最終的には 3.7 で述べたように保守組 7 体、淘汰組 8 体で最適化を行ったが、以前は保守組 5 体、淘汰組 10 体で実験を行った。すると最終的な設定で最適化を行ったときよりも早い世代から優秀なエージェントが誕生した。つまり淘汰組の個体数を多くすることで、一世代における子供の数は増えるので、その分優秀なエージェントが誕生する可能性は高くなったと考えられる。しかしそのような優秀なエージェントは何世代も保持されることなく、すぐに淘汰されてしまった。これは保守組の数が少なかったため、わずかな偶然で成績が大きく変動し、望ましい世代交代が行われなかったためと思われる。本研究のシミュレーションは不確実性があるため、偶然という要素が入ってくる。この偶然という要素に対処するには成績の良いエージェントを複数体コピーして次世代に引き継ぐか、あるいは何度か実験して平均して成績の良い個体を選ぶという方法が考えられる。

4.3 動きについて

遺伝的アルゴリズムの成績評価は移動距離が大きいものほど優秀な固体だという判断で行った。つまり歩行ではなく走行、スキップ、ジャンプなど、どのような移動であれシミュレーション開始後 20 秒後の移動距離が一番大きかったものが一番優秀なエージェントと判定される。そのため、最適化が終了したエージェントは歩行というよりも走行に近い動作で移動をした。図 4-7 は最適化を終えたモデル 1 の動作だが、その動作は歩行ではなく走行に近い姿勢によって構成されている。歩行のモーションを得たい場合は、姿勢などの距離以外の要素を判断して成績をつける必要があると考えられる。

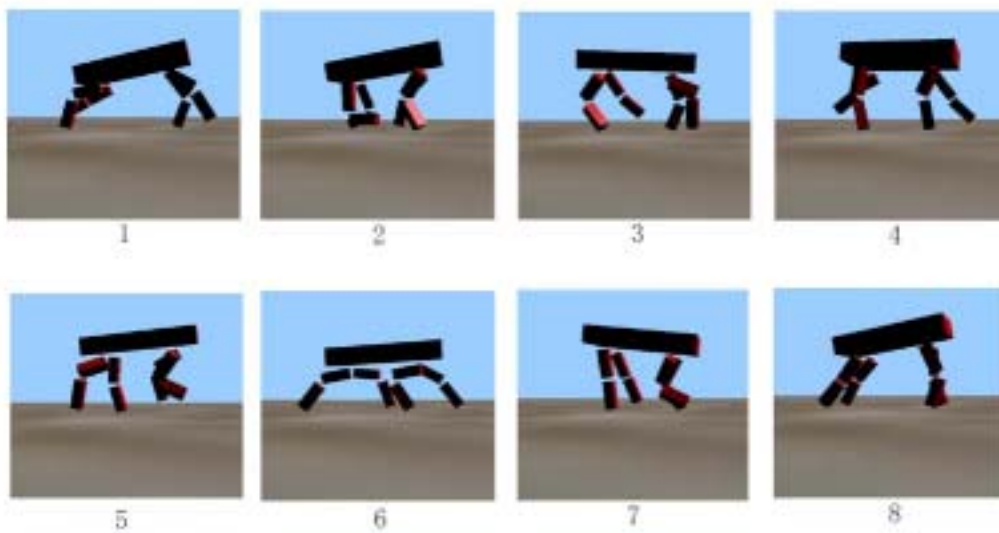


図 4-7 モデル 1 の歩行動作

第5章 まとめ

本論文では多関節モデルの歩行動作を自動生成する研究について述べた。多関節モデルの動作作成法は複数あるが、本研究では動作の作成を力学法則を条件として自動化することにより、汎用性のある技術の確立を目指すことを目的とした。

多関節モデルに付帯する力学法則は、剛体シミュレーションによって実現した。その際、衝突は反発係数を使った計算で簡単化した。また重力や静止摩擦、動摩擦などを考慮した。

エージェントは1個の直方体で胴体を表し、そこに一本以上の直方体を繋げることで足を構成するものとした。エージェントの関節の角度は、前後に対して110度、130度、150度、170度、190度、210度、230度、250度という8種類のどれかを選択する仕組みにした。選択された角度は、バネモデルの安定へ向かう事により保たれるようにした。

エージェントの歩行は8つの姿勢を0.3秒ごとに切り替えていき、それを繰り返す事で行う仕組みにした。エージェントの姿勢は全ての関節に対して角度を指定する事で構成した。その角度の指定を遺伝的アルゴリズムで自動化した。

遺伝的アルゴリズムは生物の進化の仕組みを利用したパラメータの最適化手法である。それを利用する際、エージェントが持つ全ての関節の角度情報を2進数によって表し、遺伝情報として扱った。集団数は15体とし、そのうち7体を次世代に残し、残りを淘汰する仕組みにした。親は成績上位者8体から一定の確率をもって選び出した。

検証は3体のモデルで行った。安定した形状のモデルほど、歩行距離を伸ばす事ができた。不安定な形状のモデルにおいては、歩行距離が落ち込むことがあった。これには偶然によって優秀な固体が子孫を残せないという問題が関わっていると考えた。ただし、不安定な形状としてはそれなりの移動ができるようになったため、むしろ一時的に歩行距離が上がりすぎていたと捉える事もできた。

本研究では歩行動作の作成を目指したが、実際には最適化が終了したエージェントは走行による移動をするようになっていた。これは成績評価の条件を変えることである程度解決すると考えられた。

このようにして、本論文では力学法則に従った多関節モデルの動きを、遺伝的アルゴリズムによって自動生成するシステムが構築し得ることを明らかにした。

謝辞

研究の方向性から本論文の執筆に至るまで色々御指導くださった渡邊大地講師に深く御礼申し上げます。世の中には軽い査読で済ませる擦れた教授が多いようですが、渡邊先生からは熱心に指導を頂く事が出来たので私は幸せでした。

また同じく研究の相談から論文の査読まで担当頂いた和田篤講師に深く感謝します。ご自分の睡眠時間も省みずに真剣に査読をして頂いて身が引き締まる思いがしました。

参考文献

- [1] 水大和, 村上和人, 沼田宗敏,最新 コンピュータグラフィックスがわかる,PP148-178, 技術評論社, 2000.
- [2] 首藤俊夫, 浜辺智, 桂木洋光, 手話解釈のためのコンピュータによる人間動作解析技術の研究開発, PP106, 三菱総合研究所/所報, No.35, 1999.
- [3] Raibert M.H, Hodgins J.K, Animation of Dynamic Legged Locomotion, Proceedings of SIGGRAPH, PP349-356, 1991.
- [4] Witkin A, Kass M, Spacetime Constrains, Proceedings of SIGGRAPH, 159-168, 1988
- [5] J.Thomas Nago,Joe Marks, Spacetime Constraints Revisited, Proceedings of SIGGRAPH, 346-350, 1993.
- [6] Sims K, Evolving Virtual Creatures, Proceedings of SIGGRAPH, PP15-22, 1994.
- [7] Sims K, Evolving 3D Morphology and Behavior by Competition, Artificial Life , PP28-39, 1994.
- [8] Michael Gleicher, Motion Editing with Spacetime Constraints, In Interactive 3D Graphics, PP 139-148, 1997.
- [9] Zoran Popovic, Andrew Witkin, Physically based motion transformation, Computer graphics proceedings, annual conference series, PP 11-20, 1999.
- [10] [マクロメディア社 公式サイト http://www.macromedia.com/](http://www.macromedia.com/)
- [11] Havok 社 公式サイト http://www.havok.com/products/web_3d/xtra.html
- [12]havoc xtra Lingo Reference Guide Version 1.0, havok.com Inc, 2001, <http://www.havok.com/xtra/>
- [13] 森川幸人, マッチ箱の脳, PP.7-60, 新紀元社, 2000.
- [14] 森川幸人, マッチ箱の脳, PP.13, 新紀元社, 2000.