



## 2008 年度下期未踏 IT 人材発掘・育成事業 採択案件評価書

### 1. 担当PM

竹内 郁雄 PM（東京大学大学院 情報理工学系研究科 創造情報学専攻 教授）

### 2. 採択者氏名

チーフクリエイター： 時崎 崇（電気通信大学大学院電気通信学研究科  
知能機械工学専攻）

コクリエイター： なし

### 3. プロジェクト管理組織

リトルスタジオインク株式会社

### 4. 委託金支払額

2,995,429 円

### 5. テーマ名

遷移可能な動作を学習していくキャラクタモーションジェネレータの開発

### 6. 関連Webサイト

物理シミュレータ Springhead2 のホームページ  
<http://springhead.info/wiki/>

### 7. テーマ概要

3DCG キャラクタに対する自然なモーションデータをアニメータの力を借りずに自動生成するソフトウェアを開発いたします。

自然なモーションを自動生成するには、

- ・力の働きに従って動くという物理的自然さ
  - ・キャラクタの各関節が可動域の中を動くことや関節トルクに制限がかかること
- といった生物の身体的な自然さが実現できた上で、
- ・キャラクタが取り得る膨大な状態空間(姿勢やその動く向き)からわずかな解の系列(一連の動作)を探さなければならない問題を解決する必要があります。

これらに対し私の提案では以下の解決策で対処します。

まず、物理的自然さを確保するためにリアルタイム物理シミュレータを用います。これにより力の働きをモーションに反映させることが可能になり、身体の干渉や転倒が扱えるようになります。

次に、身体的自然さを確保するために物理シミュレータ上で関節可動域の指定や、関節トルクの制限を行えるようにします。

これにより、可動域外の姿勢をキャラクタが取ることは無くなり、また関節は指定された以上の力を出すことはできなくなります。

解を探す問題には GA と強化学習を用いた広大な状態空間における効率的な探索方法を用いて解決を図ります。

GA には広大な状態空間から、動作を行うために必要な状態空間を抜き出す役割があり、強化学習には抜き出された状態空間で最適な動作を獲得する役割があります。

この時、強化学習をする上で物理シミュレータ上で軌道追従制御を行うことにより、動力学的な状態の一意性を確保し、解の発散を防ぎます。

これらを用いる事で自動生成されるモーションは物理的整合性と身体的制約を兼ね備えているため、本物の生物のような動作が出てくると期待できます。

## 8. 採択理由

これまでの未踏ユースでもキャラクタモーションの話はいくつかあったが、時崎君の提案はそれらの中で最も本格的なものだろう。つまり、非常にかっちりした力学モデルに基づく物理計算を使った本格的なモーション生成である。3次元お絵書きとは違う世界である。3次元ゲームは所詮仮想世界なので、お絵書きだと割り切ってしまう考え方もあろうが、人間の感性は簡単にごまかせるものではない。ここで提案されているような縁の下の作業を積み上げていかないと、本当の意味での「迫力」は出ない。

本格的であるだけに乗り越えるべき技術課題の難しさも大きいと思われる。たとえば、筋力の妥当な最大値や関節可動範囲といった身体的制約をきちんと考慮するか、同じ関節角度でも走っているときと、歩いているときとかでは「勢い」が異なるので、物理シミュレーションに必要なパラメータが増え、解の探索空間が膨大になるという技術課題である。これらに対して提案の段階である程度のメドは立っていると見たが、実際にどこまでいくかは予断を許さないような気がする。

そういう意味で挑戦度の高いプロジェクトである。時崎君の頑張りに期待したい。関連実績が積み上がっているので、底力は十分にあると思う。

## 9. 開発目標

近年 Mod と呼ばれるユーザがキャラクタデザインなどのコンテンツに介入してくる種類のビデオゲームに流行の兆しがある。しかしその様なコンテンツの、特にキャラクタの作成に関する部分において、アニメーションに身体同士の干渉やすり抜けなどの不自然さが残るといった問題が存在する。

不自然さが残る理由には、

- 予めユーザが作成するキャラクタの形状を予測しておくことが不可能である
- 動作のキーフレームを予め作成しておき、ユーザの作成したキャラクタの形状に合わせてアニメーションを再構成している

ことが挙げられる。

そこで本プロジェクトでは、以上のようなアニメーションの不自然さを解決することとする。

## 10. 進捗概要

実際に、計画通りに進んだものは、「物理シミュレータ上での軌道追従制御の実現」、「状態空間の限定を行う GA」及び「動力学空間での強化学習」のシステムのアルゴリズム部である。

しかし、アルゴリズムの実装は行ったが、それに対して得られた動作が当初予定した動作とは異なり、その先の「妥当な関節可動域や筋力(関節トルク)の推定」、及び Blender のプラグインとしての公開までは至らなかった。

## 11. 成果

成果をまとめると、以下の 2 つである。

- ・ 仮想軌道仮説に沿った柔らかい動作の実現可能なアニメーションの軌道追従制御法  
 多関節リンク系での軌道追従制御法を実現した。開発成果として 2009 年 8 月に国際会議 ACM SIGGRAPH2009 においてポスター発表を行なった。
- ・ 4 脚の多関節剛体モデルが体幹の拘束条件下で歩行動作を自動獲得する機能  
 体幹の拘束条件下で、4 脚の動物型多関節剛体モデルの歩行モーションを獲得することができた。

上記の 2 つについて少し詳しく述べる。

#### (1) 軌道追従制御法

軌道追従制御とは目標軌道に実際の値を沿わせるように動かす制御法のことである。これを用いてシステムの位置・角度と速度・角速度を制御することができる。プロジェクト開始前の方法では、目標となる加速度・角加速度を出すために膨大なトルクが必要だとシステムが誤認してしまい、シミュレーションが発振してしまっていた。しかし、プロジェクトではそれまでの質量マトリクスを推定するアプローチをやめ、現在の時刻の速度・角速度から次の離散時刻の速度・角速度を出すために必要なトルクを算出するというアプローチに変更した。

この制御法に関する実験画像を図 2.4.1 に示す。(a)は従来のアニメーション再生手法（時間に対する関節角度の厳密な指定）、(b)は提案手法のバネ・ダンパの値が十分大きい場合、(c)は提案手法のバネ・ダンパの値を小さくした場合である。

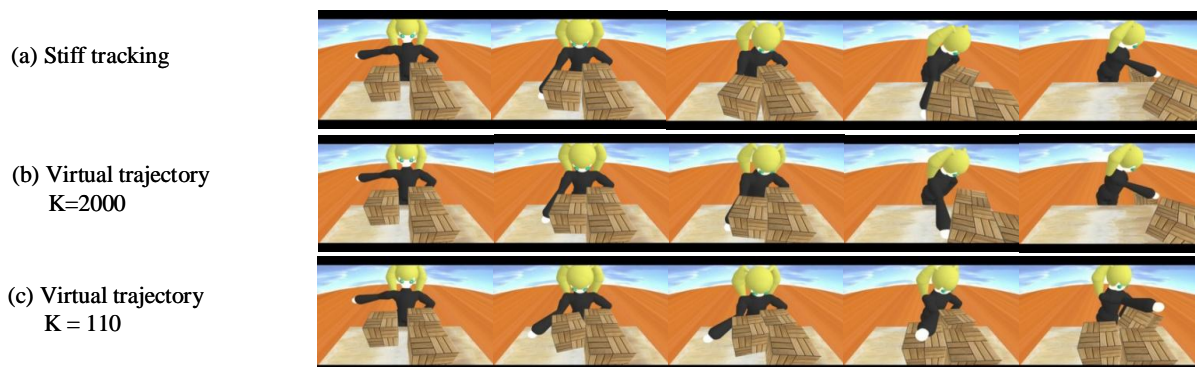


図 2.4.1 生成できる動作の一例

従来のアニメーション手法では目標角度を与えたときに必ず実軌道が目標角度になってしまうため、関節の動きは障害物に対して硬い動きのみを再現できる。この手法では関節の筋力で障害物を動かすことができない状況を再現することがで

きないという問題があった。それに対し、提案手法では調整するバネ・ダンパの値の大きさに応じて、障害物に対する振る舞いが変わることがわかる。実際、(c)では腕の力が弱いので、腕の運動が障害物によって曲げられてしまっている。

## (2) キャラクタ動作の自動獲得機能

動作は、物理シミュレーション環境下において、一定の時間間隔ごとに目標値の状態を選択することで作られる補間軌道に対して軌道追従制御を行なうことで生成される (図 2.4.2)。

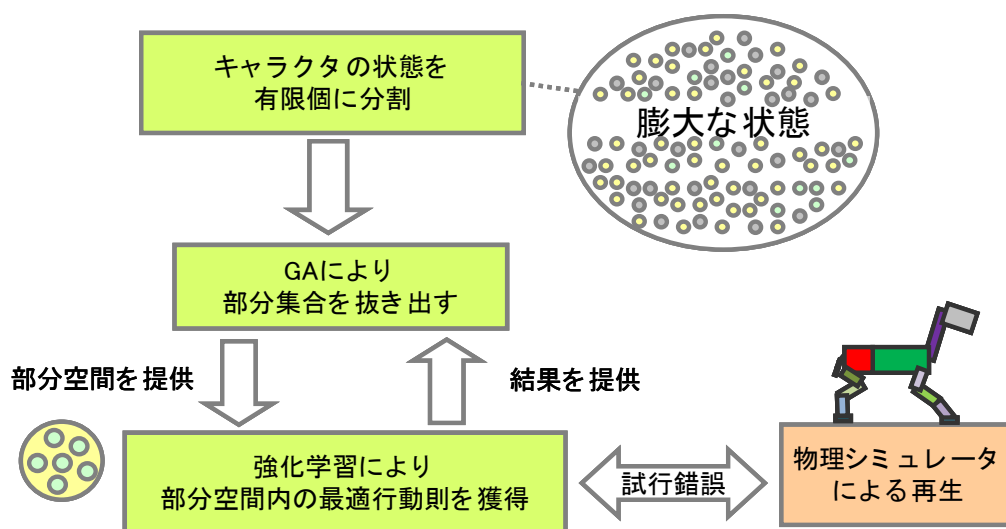


図 2.4.2 キャラクタ動作の自動獲得システムの全体像

まず、キャラクタの各関節について関節の可動域内で角度・角速度の目標値を有限個に分割する。こうしないと学習が行なえない。そして有限個に分割された状態の中から

- 1 遺伝的アルゴリズム (GA) により部分集合を抜き出す
- 2 抜き出された部分集合の中で、強化学習により最適な行動系列を獲得させる (この時の動作の再生に物理シミュレータを用いる)
- 3 強化学習の結果を用いて GA の適合度を算出する

という操作を繰り返すことにより、自然な運動の生成を目指した。

ただし、強化学習を行なうためには状態を一意に指定しなければならない。しかし、各関節の角度と角速度だけでは状態を一意に指定することはできない。そこで、体幹部をワールド座標に対して拘束することで、一意な指定を可能にした。具体的には、一般の歩行に見られるように、体幹部を地面に平行な状態からあまり動かさないといった拘束をする。

この方法によって獲得された歩行運動の例を図 2.4.3 と図 2.4.4 に示す。

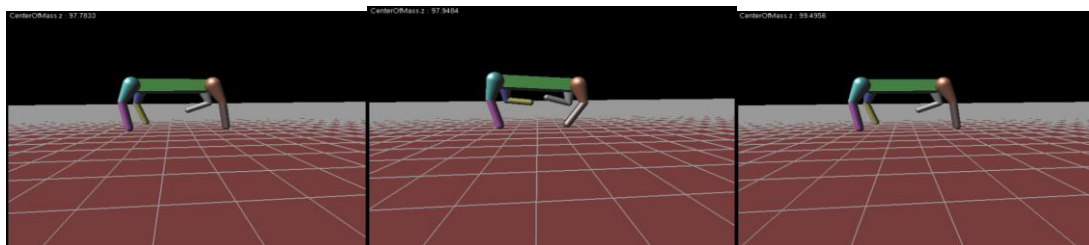


図 2.4.3 カニ歩きのような動作(左からパターン1→2→1→…)

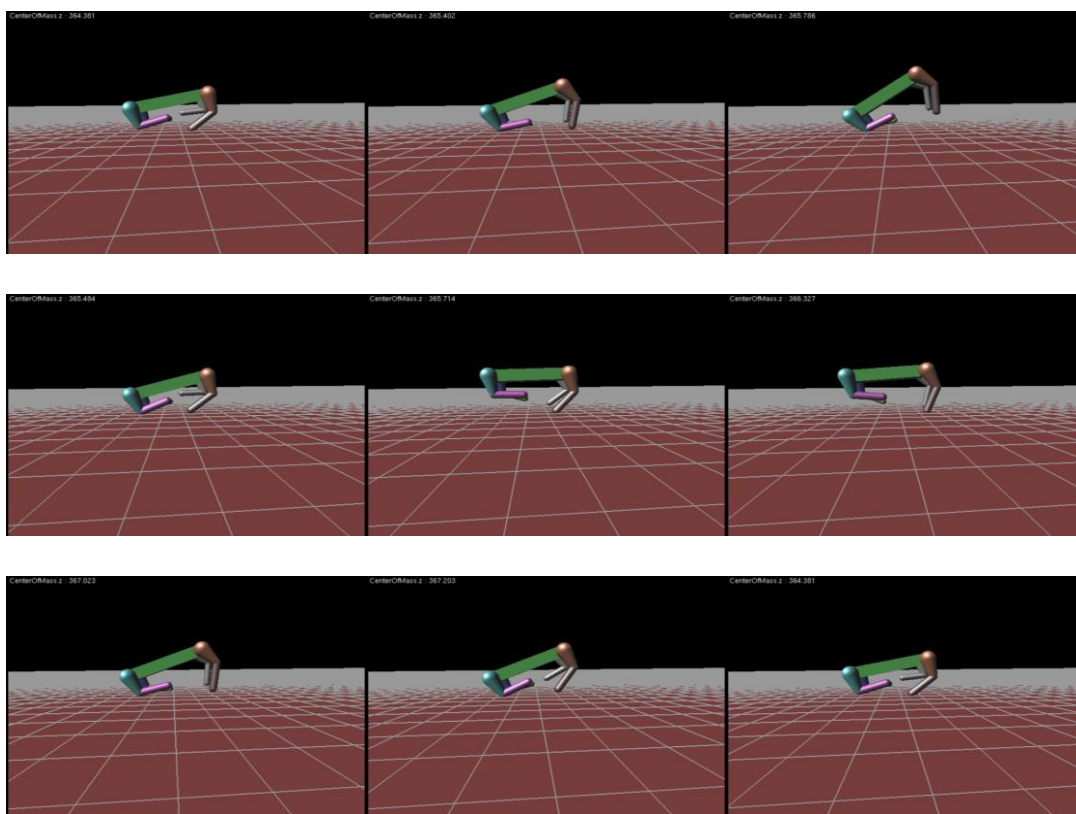


図 2.4.4 ウサギ跳びのような動作  
(左上から右へ、パターン 1→2→3→4→5→6→7→8→1→…)

## 12. プロジェクト評価

時崎君の成果は軌道追従制御の新しい方式を開拓して実装したことと、いろいろな力学的制約のもとで実際にあり得るような動作（ここでは歩行動作）の探索アルゴリズムの新しい方式を提案し、実装したことである。

軌道追従制御のほうは力学シミュレーションと制御をうまく組み合わせたもので、動画を見せてもらうと、たしかに新しさを感じることができる。ポスター発表とはいえ、SIGGRAPH に採択されたのはむべなるかなである。こちらのほうは未踏開発期間の前からの研究の続きとしての成果であり、学術的な基盤もしっかりしている。

この方式のアピールポイントは、1つのキーフレームアニメーション＋障害物等で複数のアニメーションを再生することができることである。これにより従来行なわれていた複数種類のアニメーションを作成する作業時間が短縮できる。また、モーショントラッキングデータをアニメーションとして再生する際に物理エンジンとこの軌道追従制御を用いることで、収録した動作以外の入力が入った場合でも動力学的に正しい動作を作成することが可能になる。アニメーションを自動生成しないといけないゲームではとても有難い機能である。

本来目指していた、もう一つの動作探索のほうは、最初のアイデアの根本に無理があり、予定通りの成果が得られなかった。竹内も最初のうち、時崎君のアイデアに無理があることに気がついておらず、適切なタイミングで助言できなかったことを反省している。「無理」の最大の理由は、ちょっと安易に遺伝アルゴリズム (GA) と強化学習を組み合わせたことである。どちらも計算資源を大きく消費するメカニズムなので、この場合、GA の世代数を大きくすることができなくなってしまった。そのわりに強化学習を行なうこと自体の意義があまり明確でなかった。開発期間の終わりごろに気がついたのであるが、たとえば、選ばれた状態群の中から、動作の運動エネルギーの変化が最小になる状態対を探索し、それらを繋いでいくことで動作系列をつくるという手法に変更することで、GA の世代数を十分に重ねられるのではなかろうか。この手法だと、強化学習に比べて多分 3~4 桁以上速く実行でき、かつそれなりに自然な動作パターンが得られると思われる。時崎君は今後この方法を試してみるそうだ。

ほかにも体幹に対して角度と角速度の状態変数を導入し、各関節の状態変数での学習から、逆運動学を用いた体幹の学習へ切り替えることで本来の動力学空間で獲得する運動が得られるのではないかというのが時崎君の展望である。

すぐゲームアニメで使えそうな結果は得られなかったが、逆にまったく予想外の不思議な動作が学習の結果得られた。現実離れしているのだが、これはこれで大変面白く、ひょっとして、別の惑星ではこんな動きをする生物がいるのかもしれないという想像を膨らませることができた。時崎君のように厳密な動力学に精通している人から

見ると、大変不満な動作系列だと思うのだが、ファンタスティックだ、と受け取る人が世の中にはいるものだ。

残念ながら未踏期間中に、目指した成果は得られなかったが、その経験から得た改善策は、時崎君の今後の開発に大きく寄与するはずである。一皮向けた新しい成果が出ることに期待したい。

### 13. 今後の課題

#### 【動作の探索機能の問題点】

問題点は獲得された動作が複数種類であり最適な行動系列が求まっていないことである。この理由として考えられる物として以下の3つが考えられる。1つ目は強化学習に掛かる計算時間が膨大であるために GA を回す回数が足りず、現実的な計算時間で評価値の良い空間が1つに収束しなかったこと、2つ目は図10のように  $Q$  値の規格化を行った上で、式(19)のように GA の適合度の算出を行っているが、 $Q$  値が正になる状態と行動の組み合わせは部分空間に対して少なく、特定の状態と行動に対する正の  $Q$  値が他の  $Q$  値によって打ち消されてしまうことで次世代に良い評価の個体が残らない可能性があること、最後の3つ目は体幹の並進移動と回転について拘束が掛けられているため、本来の動力学空間で獲得する運動とは異なるものを獲得する可能性があることである。

#### 【動作の探索機能の改善案】

1つ目と2つ目について、強化学習を採用することを止め、代わりに動作間の運動エネルギーの変化が最小になる状態を探索し、繋いでゆくことで動作系列を作るという手法に変更することで、GA の世代数を十分に重ねる事を行いたい。

また、体幹に対して角度と角速度の状態変数を導入し、各関節の状態変数での学習から逆運動学を用いた体幹の学習へ切り替えることで対処出来ないかと考えている。

#### 【ソフトウェアとしての課題】

動作探索の問題が解決しなかったため、開発時間に遅れが生じたのでソフトウェアとしての質にまだまだ改善の余地がある。

例えば、わかりやすい GUI を導入すること、ファイルの入出力機能を付けること、スキンメッシュに対応すること、作成したアニメーションを一般的なアニメーションファイルの形式に出力する機能などが挙げられる。