

キャラクターアニメーションの動作の 躍度最小軌道群への自動分割

上野 瑞生^{1,a)} 三武 裕玄¹ 佐藤 裕仁¹ 杉森 健¹ 長谷川 晶一¹

概要: VRの普及によりリアルなキャラクターを提示できる環境が整ったことで、自在な身体的インタラクションを行えるキャラクターが必要とされている。本研究ではヒトの手先動作をよく表すモデルの一つである躍度最小モデルを利用した対話的なキャラクターアニメーションの作成を、既存の時系列のアニメーションデータからCMA-ESを用いた推定によって自動的に行うアプリケーションを作成した。実際にモーションキャプチャのデータを入力として用い、躍度最小軌道群へと分割を行ったところ、短い動作であればほぼ元と変わらない軌道を再現することができた。

Automatic division of character animation into minimum jerk trajectories.

1. はじめに

ゲーム等の作品において、様々な魅力的なキャラクターが生み出されてきた。近年のVRやロボットの普及により、キャラクターとの身体的インタラクションが容易にできるようになった。これにより、キャラクターらしさを表現しつつも、動作や接触などに対し状況に応じて多様に異なる反応動作が要求されている。

このような身体的インタラクションを行うためのアニメーション形式として、たとえばMotionBlendやAnimationRiggingなどがある。前者は元となるアニメーションクリップを複数作り、それらを到達目標の位置などに応じてBlendさせる手法がとられている。後者はオブジェクトの位置をアニメーションデータにするのではなく、目標オブジェクトへの比率をイージングカーブで操作することにより目標オブジェクトへのインタラクティブなモーションを実現している。

一方で佐藤らの研究[4]では躍度最小軌道を用いたインタラクティブなアニメーション作成ツールを提案している。この手法ではアニメーションデータを躍度最小軌道のサブムーブメントの合成という形で生成しており、各サブムーブメントの影響範囲を明示できるという点で他のアニメーションデータ形式と異なり、動作の目標位置を大きく変化させてもより不自然になりにくい特長をもつ。

このアニメーション形式はこれまでの時系列の位置、角度データを利用したアニメーションクリップとは異なり、躍度最小軌道の重ね合わせや影響範囲の指定をする必要があるため、従来手法のアニメーションデータを流用することや、単純にモーションキャプチャデータを並べるといったことができない。

そこで本研究では、従来の時系列なアニメーションデータを、編集しやすい躍度最小軌道群に分割する手法を提案し、実際にモーションキャプチャデータの躍度最小軌道群への分解を行った。

2. 関連研究

Yeoらの研究[2]は、人の捕球動作が躍度最小軌道を重ね合わせることで近似できることを示し、これを用いることで自然な捕球動作の作成に成功した。この研究での個々の躍度最小軌道の到達目標はその軌道が開始した時点でのボールの予測落下位置であり、予測落下位置が更新されるごとに新たな躍度最小軌道が追加、合成されている。

佐藤らの研究[4]では、到達目標や経由点の位置や回転、各軌道の影響範囲が変化する場合でも躍度最小軌道の合成により滑らかな補間がされ、状況によって動作を大きく変化させることができる、インタラクティブなキャラクター

¹ 東京工業大学

^{a)} ueno.m.ae@m.titech.ac.jp

用語名	説明
到達目標	ヒトが意識する運動の経由点や終了地点
姿勢	位置や回転情報をまとめたもの
x_0	躍度最小軌道の開始姿勢
x_f	躍度最小軌道の終了姿勢
t_0	躍度最小軌道の開始時間
t_f	躍度最小軌道の終了時間
x_{tan}	接線方向の速度を足し合わせたもの

表 1 用語

ニレーションに適したアニメーション手法を提案した。

時系列データを躍度最小軌道の到達目標に分割する研究として、清水らの研究 [3] が挙げられる。この研究ではアニメーションの時系列データの隣り合ったフレームの位置の差分から速度を取得し、その二乗ノルムを接線方向に進む速度とし、速度の躍度最小軌道にフィッティングすることで躍度最小軌道のタイミング情報を得ている。

3. 提案手法

本研究で使用する用語は表 1 にまとめる。

3.1 躍度最小軌道の重ね合わせによる動作表現

ヒトの手の運動軌跡をよく表すモデルとして Flash らによって躍度最小軌道が提案された [1]。躍度とは位置の時間での三階微分のことであり、躍度最小軌道とは躍度の二乗を軌道全体で足し合わせたものが最小 (= 加速度の変化が最小) となる軌道のことを指す。パラメタとしては軌道の開始時刻と終了時刻 t_0, t_f 、初期位置と終了位置 x_0, x_f の 4 つがある。とくに端点での位置 (回転角) を $\mathbf{0}, \mathbf{x}_f$ 、速度と加速度を 0 とする場合、動作時間を $[0, 1]$ に正規化するパラメタ τ を用いて次の式で表すことができる。

$$\tau = \begin{cases} 0 & (t \leq t_0) \\ \frac{t - t_0}{t_f - t_0} & (t_0 < t < t_f) \\ 1 & (t_f \leq t) \end{cases} \quad (1)$$

$$\text{MinimumJerk}(\tau) = \mathbf{x}_f(6\tau^5 - 15\tau^4 + 10\tau^3) \quad (2)$$

また、式 (2) から x_f を除いたものはイージング曲線となり、これを用いて躍度最小軌道の合成は式 (4)、(5) で表せる。

$$\text{MJ}(\tau) = 6\tau^5 - 15\tau^4 + 10\tau^3 \quad (3)$$

$$\text{Data}_{\text{Position}}[t] = \sum \mathbf{x}_f \text{MJ}[t] \quad (4)$$

$$\text{Data}_{\text{Rotation}}[t] = \prod \text{Slerp}(\text{MJ}[t], (0, 0, 0, 1), \mathbf{x}_f) \quad (5)$$

式 (4) は時刻 t における位置の躍度最小軌道の合成データが x_f と $\text{MJ}[t]$ の線形補間の足し合わせで表せることを示しており、式 (5) は時刻 t における回転角の躍度最小軌道の合成データが、無回転の Quaternion から x_f への

比率 $\text{MJ}[t]$ での球面線型補間*1の積で表せることを示している。

3.2 軌道分割の最小化問題への定式化

本研究で目的とする軌道分割は、入力動作を $\text{Data}_{\text{original}}[t]$ 、躍度最小軌道の重ね合わせで表現された軌道を $\text{Data}[t]$ としたとき、次のような最小化問題を解くことを行う。

$$\arg \min_{\text{Data}[t]} E(\text{Data}_{\text{original}}[t], \text{Data}[t]) \quad (6)$$

パラメタ数の増加に対して計算量が指数的に増えるため、本研究では清水らの研究で行われたタイミング推定を用い、タイミングの推定 (t_0, t_f, x_{tan} の 3 パラメタ) と、それを用いた位置座標の推定 ($\mathbf{x}_f (= (x, y, z))$ の 3 パラメタ) を分けることで同時に推定するパラメタ数を削減した。

一方で、角速度を用いた回転角に対してのタイミング推定は上手く働かなかったため、回転角については全パラメタを一括で推定している。また、回転角はジンバルロックの生じない 3 次元の回転ベクトルを推定するパラメタとし、評価関数内では適宜 Quaternion に変換している。総じて、位置の推定では 3 つのパラメタ推定を 2 回行い、回転角の推定では 5 つのパラメタ ($t_0, t_f, \mathbf{x}_f (= (x, y, z))$) の推定を一括で行っている。

最適化には共分散行列適応進化戦略 (CMA-ES) を用いた。CMA-ES はパラメタの最適化のための乱択アルゴリズムの一種で、多変量正規分布から標本群を生成し、それぞれの標本に対して評価値を計算し、より良い結果となるようにその正規分布の中心や共分散を変更する進化戦略である。

3.3 評価関数

CMA-ES を用いたパラメタ推定の際に使用する評価関数には、元データと再現データの差分が小さくなるようにする最小二乗法と、個々の軌道の目標がわかりやすく、編集しやすいパラメタを推定できるような指標や推定を早く終わらせる指標を用いている。具体的には次の式で表される $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ といった重みを標本群のパラメタから計算し、これらを掛け合わせた α をさらに二乗誤差に掛け合わせたものをモーションの長さに合わせて適当にスケールし、評価値としている。

*1 $\text{Slerp}(t, q, p)$ は q から p への変化率 t での球面線型

$$\alpha_1 = \exp(1 - \prod \cos(\text{隣り合った軌道の成す角})) \quad (7)$$

$$\alpha_2 = \exp\left(\sum \left(\frac{|x_f| - \text{Max}(|\text{DataOriginal}|/2)}{\text{Max}(|\text{DataOriginal}|)}\right)^2\right) \quad (8)$$

$$\alpha_3 = \exp((\text{Data}[T-1] - \text{DataOriginal}[T-1])^2) \quad (9)$$

$$\alpha = \alpha_1 \alpha_2 \alpha_3 \quad (10)$$

$$E = \alpha \sum_i (\text{Data}[i] - \text{DataOriginal}[i])^2 \quad (11)$$

式 (7) は隣り合った軌道の到達目標の変化を緩やかにするための指標である。隣り合った軌道とは軌道群を t_0 でソートしたときに隣り合う軌道のことであり、これらの軌道の成す角が大きくなると個々の軌道の到達目標がバラバラな位置に存在するモーションデータになってしまう。個々の到達目標はそれぞれが人間の意図した目標であるため、そのような軌道群はあまりよいものではなく、また、のちに軌道を編集する際にも編集しづらいものとなる。したがって本手法では緩やかな角度変化を持つ軌道群を推定することとした。

式 (8) はパラメタの値が大きくなりすぎないようにするための指標である。この指標は余計な数値を検証しないことによる推定の高速化と編集しやすい軌道群の推定を目的としている。

式 (9) はモーションデータの終了姿勢が一致するという制約を付け、推定の高速化のための指標となっている。

4. 評価

モーションキャプチャデータを元データとして軌道群への分割を行った。図 (1)、図 (2) は手を気を付けの姿勢から顔の横へ運んだ際のモーションキャプチャデータと、本手法を用いて躍度最小軌道へ分割し合成したデータの比較である。推定データは位置回転角共に二つの躍度最小軌道の合成で表されており、位置の y 軸に若干の誤差が見られるが、そのほかの部分ではよく特徴を捉え、再現できている。

5. おわりに

本研究では CMA-ES を用いて時系列のモーションデータの躍度最小軌道群への分割を行った。

編集しやすい軌道群の出力のために各指標を作り、推定の精度の上昇と高速化を図った。

5.1 課題

課題としては、次の二つが挙げられる。

一つは推定に必要な時間が長いことである。本研究で用いたアルゴリズムでは、2、3 秒ほどのモーションでは位置の推定に数秒、回転角の推定には 1 分程度かかり、軌道数は 3 つ程度出力される。評価値の計算部分をマルチスレッド化することで多少の高速化は図れるが、この一連の推定

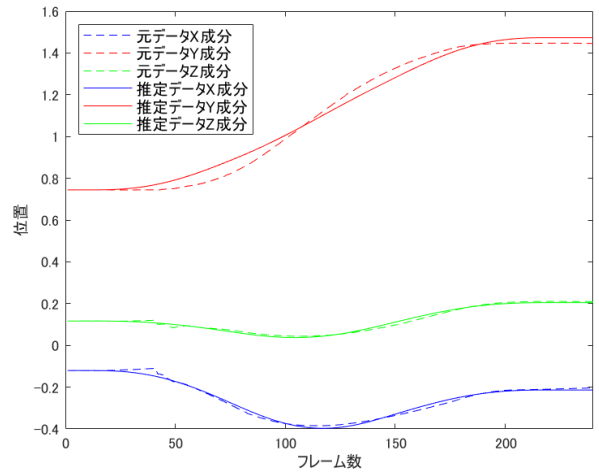


図 1 左手先位置の推定結果

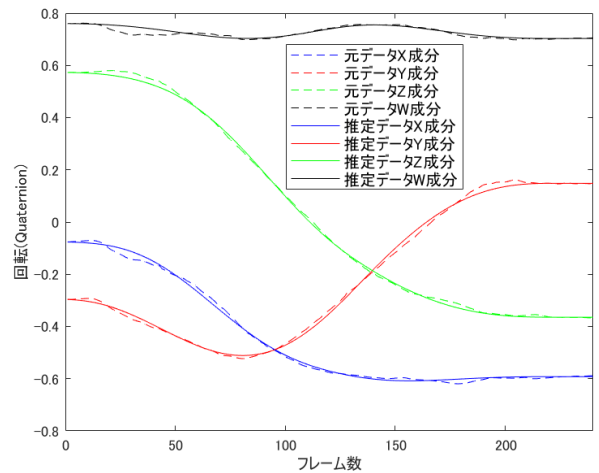


図 2 左手先回転の推定結果

にかかる時間は位置と回転角で 10 倍以上も差があり、律速は明らかに回転角の推定である。

回転角の推定に時間がかかる一番の原因はタイミング推定を行っていないことである。

タイミング推定を角速度を用いて行ったところ、図 3 のような結果になった。図 3 の左側の図の点線は右側の図のデータの角速度を足し合わせたものであり、これに合うようにタイミング推定をした結果が左側の図の実線であり、目立った誤差は見られない。しかしながら、このタイミング情報を用いて回転ベクトルの推定をした右側の図では、実線と点線に大きな差ができてしまった。

理由としては、角速度をフレーム間の Quaternion の差分の大きさと定義したとき、実成分 w を用いて $2 \arccos(w)$ と書けるため、角速度を用いたタイミング推定は w にフィッティングされることになり、その他の軸回りの変化のタイミングが w と一致しない場合に不具合が起きるためである。

もう一つはタイミング推定を行えない場合があることである。実際のモーションで起きることはほとんどないが、

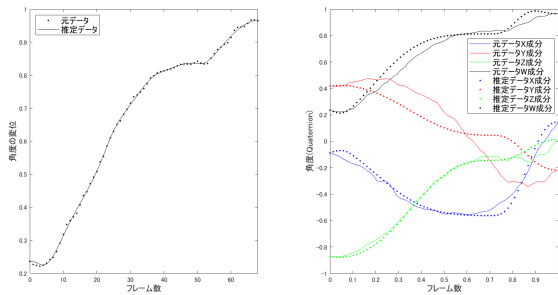


図 3 元データの角速度を用いたタイミングの推定 (左) とそのタイミングを用いた Quaternion の推定 (右)

例えば等速円運動では速度が一定のため、接線方向の速度変化を用いた速度推定はうまく働かない。

これらのタイミング推定の問題はどちらも各軸周りの情報の喪失が原因であるため、解決するにはタイミング推定を行う際に使用する角度情報のパラメタを増やす必要がある。

5.2 展望

今回使用した躍度最小軌道はそれぞれが単なる経由点としての情報ではなく、各軌道開始時点での目標地点を示している。そのため、既に存在する時系列のモーションデータのデータベースと本手法を用いて目標位置を機械学習させることで、新しい形でのモーションの自動生成ができるのではないかと考えている。

参考文献

- [1] Flash, T. and Hogan, N.: The coordination of arm movements: an experimentally confirmed mathematical model, *Journal of Neuroscience*, Vol. 5, No. 7, pp. 1688–1703 (online), DOI: 10.1523/JNEUROSCI.05-07-01688.1985 (1985).
- [2] Yeo, S. H., Lesmana, M., Neog, D. R. and Pai, D. K.: Eyecatch: Simulating Visuomotor Coordination for Object Interception, *ACM TOG* 31(4).
- [3] 清水ありさ, 三武裕玄, 長谷川晶一: 意図の理解と行動の再現のための上肢到達運動の分析, 第 20 回日本バーチャルリアリティ学会大会論文集 (2015).
- [4] 佐藤裕仁, 三武裕玄, 杉森 健, 長谷川晶一: VGentEditor: 操作部位と空間目標点を動作表現として用いたインタラクティブキャラクターの動作生成, 第 24 回日本バーチャルリアリティ学会大会論文集 4D-07 (2019).