

モーションキャプチャデータから多様な動作生成を可能にする 運動学習プリミティブの合成

○竹内 喜之, 山口 明彦, 竹村 憲太郎, 高松 淳, 小笠原 司
奈良先端科学技術大学院大学

Synthesizing Learning Motor Primitives to Generate Various Motion Patterns from Motion Capture Data

○Yoshiyuki TAKEUCHI, Akihiko YAMAGUCHI, Kentaro TAKEMURA,
Jun TAKAMATSU, Tsukasa OGASAWARA
Nara Institute of Science and Technology (NAIST)

Abstract: In this paper, we propose a method to synthesize two *learning motor primitives* obtained from motion capture data. The method, called *primitive blending*, can reduce the amount of the motion capture data required to generate a complex motion. We apply our method to generate a jumping knee kick motion from the jump primitive and the kick primitive.

1 はじめに

近年, ロボットやCGキャラクタの動作生成を行う際に, 自然な動作の生成が求められている. このような動作を生成する方法として, 動作中の特徴的な姿勢を複数指定し, その間を補間することによって動作生成を行うキーフレーム法や, モーションキャプチャシステムを用いて人間の動作を取得し, 再現することで動作生成を行う方法などが一般的である⁴⁾²⁾. 特にモーションキャプチャによる動作生成システムは簡単に自然な動作生成を行うことができるが, 表現できる動作が撮影動作に限られるといった欠点がある.

そこで本稿では, 少数のモーションキャプチャデータから多数の新しいモーションデータを生成する手法について, 提案する (Fig.1). 具体的にはモーションキャプチャで基本的な動作 (パンチやキック等) を各関節の関節角軌道として取得し, この関節角軌道から Ijspeert らの提案した運動学習プリミティブ¹⁾³⁾を生成する. 以下では全関節分の運動学習プリミティブを単にプリミティブと書く. 動作生成は適切なプリミティブを順次呼び出すことで生成される. さらに, 複数のプリミティブを合成し, 新たなプリミティブを生成する手法「プリミティブ・ブレンディング」を提案する. これによって, 取得した動作にはないプリミティブを作成でき, 多様な動作の生成が可能となる.

Ijspeert らの提案する運動学習プリミティブ (learning motor primitives) を利用しているのは, (1) 非線形力学系を利用して動作を生成するため, プリミティブで表現された動作の「連結」が滑らかに行えること, 及び, (2) 動作の到達位置 (例えばパンチ動作ではパンチを打つ位置) の変更や動作時間の変更といった, 動作の「調整」が簡単に行えること, が主な理由である. さらに提案手法のプリミティブ・ブレンディングを用いることで, 複数の動作の中間的な動作を生成したり, 一方の動作の特徴を強調した動作の生成が可能になる. これによって, 本来の人間では出来ないような動き (例えば極めて高いジャンプ) を生成することができる.

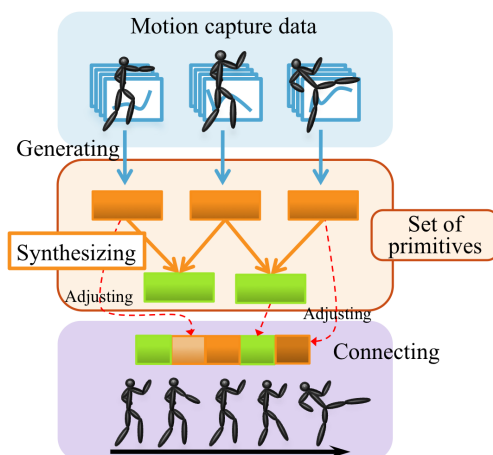


Fig. 1: Outline of the proposed method.

モーションキャプチャデータから動作を生成する研究としては, Kovar らの MotionGraph²⁾ や稲呂らの隠れマルコフモデルを用いた動作生成法⁵⁾ などがある. これらの動作生成手法はそれぞれ, 動作の連結や合成に関しては実現しているが, 提案手法のように動作の合成, 連結, 調整の全てに対応していない.

以下, 2 章では運動学習プリミティブと, 運動学習プリミティブの特徴を用いた動作の連結と調整について説明し, 3 章でプリミティブ・ブレンディングを提案する. 4 章でこれらの手法を用いた動作生成実験を行い, 5 章でまとめる.

2 運動学習プリミティブ

2.1 運動学習プリミティブの概要

運動学習プリミティブとは関節角軌道を非線形力学系を用いて表現し, 統計的学習手法により動作学習を行う手法

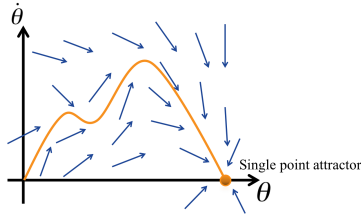


Fig. 2: Illustration of the learning motor primitive.

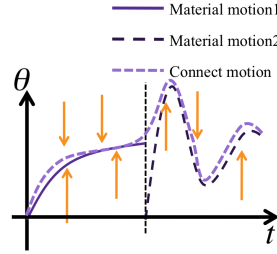


Fig. 3: Connection of motions.

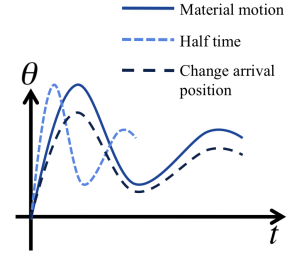


Fig. 4: Adjustment of motion.

である。学習された非線形力学系に従うことで、開始点から目的の動作を生成することができる。運動学習プリミティブには到達運動と周期運動の2種類が提案されているが、本稿では到達運動のみ使用する。

到達運動学習プリミティブの概念図をFig.2に示す。横軸に関節角、縦軸に関節角速度を表している。到達運動とは、関節角速度0の初期状態から関節角速度0の終端状態となる運動のことである。まず運動パターン生成器として、到達角度 g を収束点とする以下のような2次の力学系 (θ, z) を考える。

$$\tau \dot{z} = \alpha_z(\beta_z(g - \theta) - z), \quad \tau \dot{\theta} = z + f \quad (1)$$

この時、 α_z, β_z は系の応答性を決定する係数、 τ は時間スケールリングのための係数、 $(\theta, \dot{\theta})$ は運動学習プリミティブによって生成される目標関節角軌道を表している。 f は非線形関数近似器を表しており、この値が0の場合、線形な力学系となり目標到達点が唯一の収束点となる。しかし、それでは人間の複雑な動きを表現する事は困難である。そこで、 α_v, β_v を系の応答性を決定する係数とした以下のような線形な力学系 (x, v)

$$\tau \dot{v} = \alpha_v(\beta_v(g - x) - v), \quad \tau \dot{x} = v \quad (2)$$

を到達運動の基本ダイナミクスとし、 f を

$$f(x, v, g) = \frac{\sum_{i=1}^{N_G} \Psi_i w_i v}{\sum_{i=1}^{N_G} \Psi_i} \quad (3)$$

とする。各局所モデルはガウシアンカーネル（中心位置 c_i 、分散 σ_i^2 ）

$$\Psi_i = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma_i^2} \left(\frac{x-s}{g-s} - c_i\right)^2\right) \quad (4)$$

によって重みづけられる。ただし s は動作開始点を表す。 w_i は局所線形モデルのパラメータであり、目標となる模範軌道から学習することにより求められる。

運動学習プリミティブのパラメータを、まとめて

$$\mathcal{D} = \{\tau, \alpha_v, \beta_v, \alpha_z, \beta_z, s, g, \{w_i, c_i, \sigma_i \mid i = 1, \dots, N_G\}\} \quad (5)$$

とする。この時の N_G はガウシアンカーネルの個数を表す。この運動学習プリミティブは、1次元の軌道を生成するものであるため、人の動作に適用する際には、各関節の自由度毎に独立に運動学習プリミティブを用いる。式(5)を各関節分まとめたもの、及び各関節角軌道をまとめたものを以下のように定義する。

$$\mathcal{M} = \{T, \mathcal{D}_j \mid j = 1, \dots, N_{\text{DOF}}\} \quad (6)$$

$$\text{Trj} = \{\delta t, \theta_j(t) \mid j = 1, \dots, N_{\text{DOF}}, t \in [0, T]\} \quad (7)$$

ここで、 N_{DOF} は全関節の自由度、 T は動作時間、 δt は時間刻みを表す。本稿ではこの $\mathcal{M}$ をプリミティブと呼ぶ。モーションキャプチャデータ Trj から $\mathcal{M}$ を学習する方法は文献¹⁾³⁾を参照のこと。

2.2 運動学習プリミティブの特性を用いた動作の連結と動作の調整

動作を連結する際は、2つの動作間で動作がスムーズに連結されることが望ましい。運動学習プリミティブが力学系を使って動作を生成しており、仮想的な力の影響によって軌道を生成することを利用すれば、スムーズな連結を期待できる。この概要をFig.3に示す。1つ目のプリミティブが終了して次のプリミティブが始まる時は、関節角軌道は1つ目のプリミティブ終了時の関節角度になっている。次のプリミティブに移ると、運動学習プリミティブの特性によって後半の関節角軌道へ近づくような仮想的な力が働き、スムーズに2つの動作が繋がる。

また運動学習プリミティブは、取得した動作の空間的、時間的スケールリングが容易である。到達角度 g を変更することで関節角軌道全体が空間的にスケールリングされ、動作時間 T を変更することで時間的にスケールリングされる (Fig.4)。これらの動作の「調整」は、提案する枠組み (Fig.1) のプリミティブを配置する段階（「連結」の直前）で用いられる。

3 プリミティブ・ブレンディング

ここでは2つのプリミティブを合成する手法、プリミティブ・ブレンディングを提案する。プリミティブ A, B に対するブレンディングの大まかな流れを以下に示す (Fig.5)。

1. 時系列上で位置合わせ、各プリミティブの時間スケールリング。
2. 各プリミティブからそれぞれ関節角軌道を生成。
3. 重複部分について、合成比 $\gamma(t')$ で新しい動作の軌道を計算。
4. 計算された軌道から学習することで、新たなプリミティブを獲得。

以下詳細を述べる。

3.1 時系列上での位置合わせ、時間スケールリング、軌道生成

2つのプリミティブの時間軸上での配置、及びそれらの動作時間は、手動で決定するものとする。ここで、各プリミティブの開始・終了時刻を $t_{As}, t_{Ae}, t_{Bs}, t_{Be}$ とおく。以下では必ずプリミティブ B の方が A よりも先に終了するように

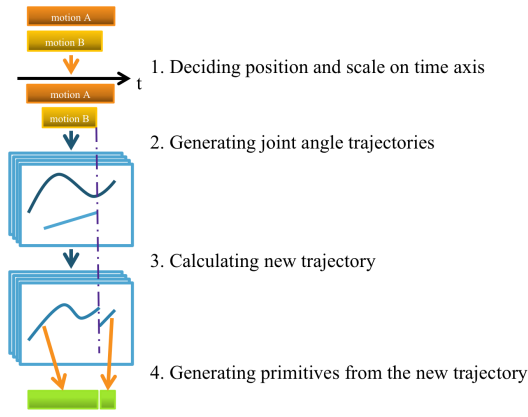


Fig. 5: Outline of primitive blending.

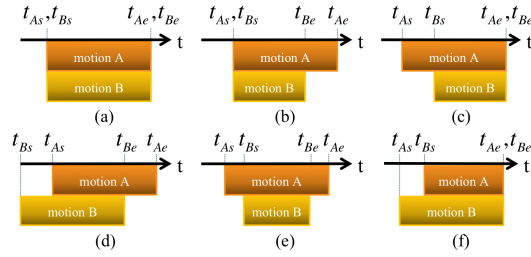


Fig. 6: Six types of arrangement of two primitives.

配置されるとする ($t_{Be} \leq t_{Ae}$). さらに, 2つのプリミティブが重複する場合のみを考えると, プリミティブの配置方法は Fig.6 に示すように 6 通り存在する.

これらのプリミティブの時間スケリングは 2.2 節で示した方法で行う. そして, 調整したそれぞれのプリミティブについて, 軌道 $\theta_j^{(A)}(t), t \in [t_{As}, t_{Ae}]$, $\theta_j^{(B)}(t), t \in [t_{Bs}, t_{Be}]$ を生成する ($j = 1, \dots, N_{DOF}$).

3.2 新しい軌道の計算

次に 2つの軌道から新しい動作の関節角軌道 $\theta_j^{(new)}, t \in [\min(t_{As}, t_{Bs}), \max(t_{Ae}, t_{Be})]$ ($j = 1, \dots, N_{DOF}$) を合成比 $\gamma(t'), t' \in [0, 1]$ で計算する. t' はプリミティブが重複する時間を正規化したものである. ここで合成比 $\gamma(t')$ を時間の関数とするのは, 徐々に 2つの動作を合成したり, 合成されている状態から一方の動作に重みを重くしたりといったことをできるようにするためである. 例えば, $\gamma(t') = 1$ の時は動作 A の, $\gamma(t') = 0$ の時は動作 B の関節角と一致する. この合成比 $\gamma(t')$ は, プリミティブが重複する部分 ($t \in [\max(t_{As}, t_{Bs}), \min(t_{Ae}, t_{Be})]$) についてのみ定義されており, $\theta_j^{(new)}$ のこの部分については

$$\theta_j^{(new)}(t) = \gamma(t')\theta_j^{(A)}(t) + (1 - \gamma(t'))\theta_j^{(B)}(t) \quad (8)$$

$$t' = \frac{t - \max(t_{As}, t_{Bs})}{\min(t_{Ae}, t_{Be}) - \max(t_{As}, t_{Bs})} \quad (9)$$

で新しい動作の関節角軌道を計算する. この前後の部分については, $\theta_j^{(A)}$ または $\theta_j^{(B)}$ の対応する部分をそのまま $\theta_j^{(new)}$ の値とする. 以下では特に, $\gamma(t')$ の値が $0 \leq \gamma(t') \leq 1$ で一定の場合のブレンディングを内挿, $\gamma(t') < 0$ または $1 < \gamma(t')$ で一定の場合のブレンディングを外挿と呼ぶ.

3.3 新しいプリミティブの生成

計算した新しい動作の関節角軌道からプリミティブを生成する. ただし, プリミティブ B が A よりも早く終了して

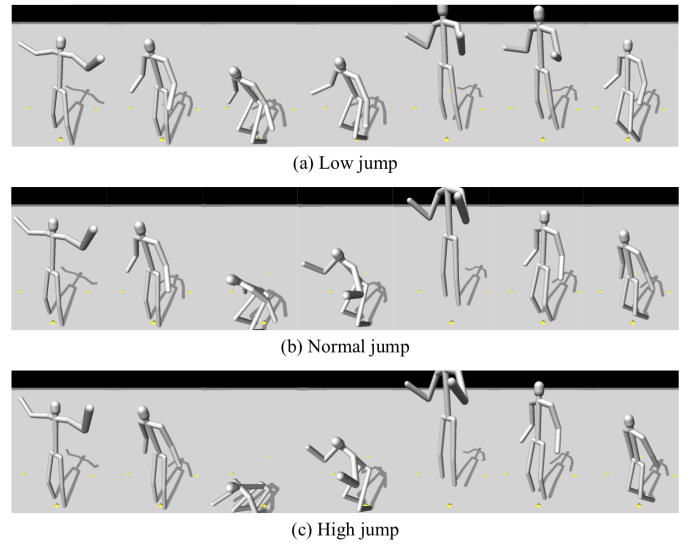


Fig. 7: (c) High jump is synthesized from (a) low jump and (b) normal jump.

いる場合 (Fig.6(b)(d)(e) の場合), 動作開始から終了までを 1つのプリミティブとして獲得するか, プリミティブ B の動作終了までを 1つ, それ以降を 1つの計 2つのプリミティブとして獲得するか 2つの選択がある. ジャンプ動作 (着地も含む) とボクシングのアップパー動作をブレンディングし, ジャンプの頂点でアップパーがつき上がるように新しいプリミティブを作る場合を考えると, 後者の場合, プリミティブの到達位置を変更することにより, プリミティブ B の終了地点であるアップパーの打点位置を変更できるようになる. どちらの方法を選択するかは, プリミティブの利用目的に応じて決める.

4 動作生成実験

本章ではプリミティブ・ブレンディング, 連結を用いて, 新しい動作を生成する実験を行う. 動作を表現する人型モデルの全身の自由度は 24 自由度 (腰: 2, 左右鎖骨部: 2, 各肩部: 3, 各肘: 2, 各股関節: 3, 各膝: 1) である.

4.1 2種類のジャンプの外挿実験

弱いジャンプ動作と普通のジャンプ動作をモーションキャプチャで取得し, プリミティブの生成を行う. これら 2種類のプリミティブから強いジャンププリミティブを「外挿」によって生成する. ここで, 弱いジャンプとは膝関節の屈伸が約 70 度, 普通のジャンプとは膝関節が約 110 度の屈伸で跳躍したジャンプのことをいう. ブレンディングでは, まず弱いジャンププリミティブの時間をスケリングし, 普通のジャンププリミティブと合わせ (Fig.6(a) の配置), 一定の合成比 $\gamma(t') = -0.5$ で外挿した. 生成されるプリミティブの動作時間 T は普通のジャンププリミティブの動作時間と同じとした.

弱いジャンププリミティブ及び普通のジャンププリミティブから生成された動作を Fig.7(a)(b), ブレンディングの結果を (c) に示す. また, それぞれの動作の左膝の関節角軌道を Fig.8 に表す. ブレンディングの結果, 膝関節の屈伸が約 130 度となる強いジャンプの動作が生成された. 屈伸時の強いジャンプの関節角度は普通のジャンプより曲がっており, また全体的な関節角軌道が弱いジャンプと普通のジャンプ

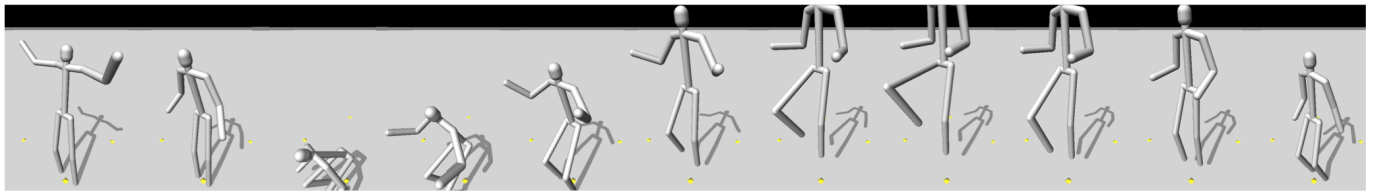


Fig. 11: Jumping knee kick.

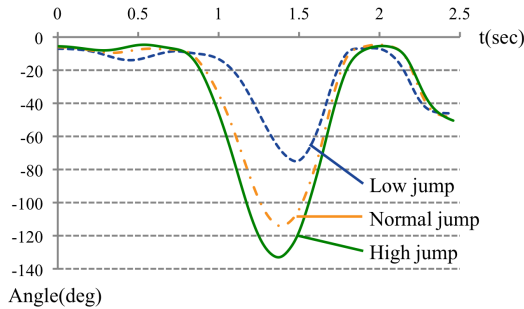


Fig. 8: The left knee angle trajectories of low jump, normal jump and high jump.

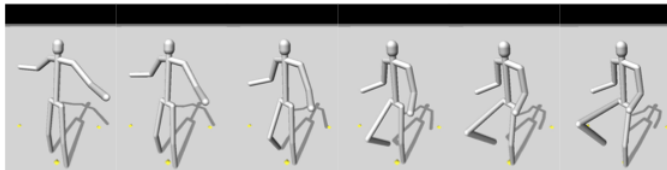


Fig. 9: Knee kick.

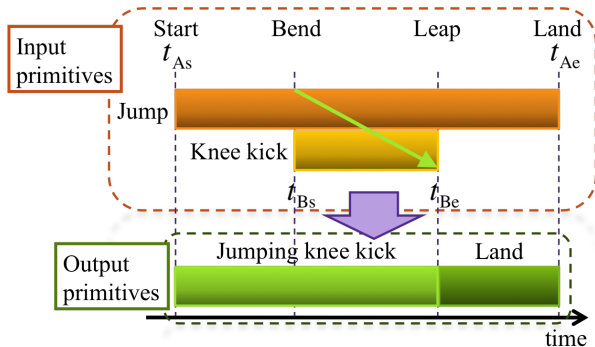


Fig. 10: Process of making jumping knee kick. The arrow indicates the transition of the motions.

ンプと比べて普通のジャンプ側に生成されていることから、外挿による動作生成が実現できたことが確認できる。

4.2 ジャンプと膝蹴りのブレンドと連結による動作生成実験

前節で生成した強いジャンププリミティブと膝蹴りプリミティブをブレンドすることで、飛び膝蹴りプリミティブと（空中からの）着地プリミティブを生成する。さらに、これらを連結することで、一連の動作を生成する。Fig.9に膝蹴りプリミティブから生成された動作を示す。

Fig.10に、ブレンドに用いたプリミティブ（Jump, Knee kick）と、生成されたプリミティブ（Jumping knee kick, Land）の時間的な位置関係を示す。ここで、 t_{As} , t_{Ae} は強いジャンププリミティブの開始点（Start）、着地点（Land）をそれぞれ表し、 t_{Bs} , t_{Be} は膝蹴りプリミティブの開始点、終了点をそれぞれ表す。強いジャンププリミティブの動作

時間（ $T^{(A)} = t_{Ae} - t_{As}$ ）は前節で生成したものと同一とする。膝蹴りプリミティブは、ジャンプ動作の屈伸点（Bend）で始まり、ジャンプ動作が跳躍点（腰の位置が最も高くなったフレーム、Leap）に達した時に終わるように配置する。つまり、 t_{Bs} をBendに、 t_{Be} をLeapに合わせる。ブレンドの合成比は、屈伸点ではジャンプの体勢をとり、跳躍点では膝蹴りの体勢をとるように、 $\gamma(t') = 1 - t'$ と定める。また、膝蹴りの打点位置を調整できるように、生成されるプリミティブを跳躍点で切断し、前半の飛び膝蹴りプリミティブと後半の着地プリミティブを生成する。

得られた2つのプリミティブを連結して生成した動作をFig.11に示す。屈伸点ではジャンプの体勢、跳躍点では膝蹴りの体勢となっており、着地時には足を揃えて降りていることが分かる。この結果から、ブレンドと連結が意図通り実現できることを確認した。

5 まとめ

本研究では、少数の動作から多数の動作を生成する方法として、運動学習プリミティブを用いた動作の合成手法「プリミティブ・ブレンド」を提案した。提案手法の適用例として、弱いジャンプ動作と普通のジャンプ動作から強いジャンプ動作を「外挿」によって生成した。さらに、生成した強いジャンプ動作と膝蹴り動作をブレンドし、飛び膝蹴り動作の生成を行った。これらの結果から、提案手法がモーションデータの調節、連結、合成すべてに対応していることが確認できた。

今後はシミュレーション内で、運動学習プリミティブの特性を利用した他物体との接触動作の生成に取り組む予定である。これは、キャラクタと外界、キャラクタ同士の接触を伴う動作を表現することに繋がると考えられる。

参考文献

- 1) A. Ijspeert, J. Nakanishi, and S. Schaal. Movement imitation with nonlinear dynamical systems in humanoid robots. In *IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Vol. 2, pp. 1398–1403, 2002.
- 2) L. Kovar, M. Gleicher, and F. Pighin. Motion graphs. In *the 29th annual conference on Computer graphics and interactive techniques SIGGRAPH*, Vol. 21, pp. 473–482, 2002.
- 3) 中西, A. J. Ijspeert, S. Schaal, G. Cheng. 運動学習プリミティブを用いたロボットの見まね学習. 日本ロボット学会誌, 22(2):17–22, 2004.
- 4) 向井, 栗山, 金子. 動作データ学習を用いた仮想人間のキーフレームアニメーション. 信学論, J88-D-II(1):78–87, 2005.
- 5) 稲邑, 谷江, 中村. 幾何学的シンボル操作による多様な動作パターンの認識・生成を実現する原始シンボル空間の構成法. 日本ロボット学会誌, 27(5):84–94, 2009.