

ボールの位置と速度に応じた捕球動作の生成

Generation of ball catching and throwing movements
with arbitrarily prescribed ball position and speed

高御堂 雄三[†]

Yuzo Takamido

益子 貴史[†]

Takashi Masuko

小林 隆夫[†]

Takao Kobayashi

1. まえがき

我々はこれまでに、隠れマルコフモデル (HMM: Hidden Markov Model) に基づいたハンドジェスチャーアニメーション生成手法を提案した [1] [2]。この手法では、一連の動作を動作プリミティブに分解し、各動作プリミティブを HMM を用いてモデル化する。そして、尤度最大化基準による HMM からのパラメータ生成手法 [3] を用いて新たなジェスチャーを生成する。その結果、動作の統計的性質を反映した自然なアニメーション生成が可能となることが確かめられている。

しかしながら、人間の動作は一様ではなく、様々な要因により影響を受け変化する。例えば捕球動作の場合、ボールの大きさや速度、位置などが変化することにより動作は異なってくる。したがって、自然な捕球動作を実現するためには、ボールの位置や速度などの要因に応じて動作を生成する必要がある。

本論文では、これら外部要因 (ボールの位置や速度) を考慮した捕球動作の生成手法の検討を行う。さらに、モーションパラメータ生成時に、学習データの分布範囲内にある任意のボールの位置と速度を与えることにより、学習データにはない捕球動作の生成も検討する。

2. 捕球動作生成の概要

本研究では、身体の動きを表示するために、身体の骨格を基にしたモデルを用いる。各関節 (19 関節) の角度 Z, X, Y と、腰の位置座標 X, Y, Z を身体モデルのパラメータとして用い、透視投影による平面への描写には、各関節の位置を球で表し、球の接続を円柱で表す。

文献 [1] [2] と同様に、一連の動作をいくつかの基本的なパターン (プリミティブ) の列で表現する。動作生成システムの学習部では、与えられた学習データと、外部要因となるボールの位置と速度の情報からプリミティブごとに 3. で述べる手法を用い、尤度最大化基準に基づいてモデル化を行う。合成部では、合成したい動作に対応する任意の外部要因 (学習データの範囲内にあるボールの位置と速度) とプリミティブの列に従って、学習した HMM から身体モデルのパラメータ列を尤度最大化基準に基づいて生成する。

3. モデル化とパラメータ生成

3.1 外部要因を考慮したモデル化

文献 [1] [2] で提案した HMM に基づく動作生成システムと本論文での提案システムとの違いは、HMM の出力分布を外部要因による条件付き確率で求めるという点にあり、その他に関しては同一である。

HMM の状態 i の出力分布の平均 μ_i が外部要因 (ボールの位置・速度) のアフィン変換で表されると仮定し、式

(1) のような重回帰モデルを定義する。

$$\mu_i = H_i \xi \quad (1)$$

$$\xi = [1, \mathbf{v}^\top]^\top \quad (2)$$

ここで \mathbf{v} は m 次元の外部要因ベクトル、 H_i は $d \times (m+1)$ の重回帰行列である。ただし、 d は特徴ベクトルの次元数であり、 \cdot^\top は転置を表す。

3.2 H_i の推定

EM アルゴリズムにより H_i の推定を行う。 H_i の初期値は、最小 2 乗法による回帰式の推定を行うことにより求める。学習データ n の観測ベクトルを $\mathbf{O}^{(n)} = (o_1^{(n)}, o_2^{(n)}, \dots, o_{T_n}^{(n)})$ 、外部要因ベクトルを $\mathbf{v}^{(n)}$ とすると、 H_i に関する Q 関数は

$$Q_{b_i}(\lambda', \mathbf{b}_i) = \sum_{n=1}^N \frac{1}{P(\mathbf{O}^{(n)} | \lambda', \mathbf{v}^{(n)})} \sum_{t=1}^{T_n} P(o_t^{(n)} = i | \lambda', \mathbf{v}^{(n)}) \log b_i(o_t^{(n)}, \mathbf{v}^{(n)}) \quad (3)$$

で表される。ただし、 λ' は連続出力分布型 HMM のパラメータセットを表し、 N は学習データ数、 T_n は学習データ n の総フレーム数、 b_i および \mathbf{b}_i はそれぞれ出力分布およびそのパラメータベクトル、 $q_t^{(n)}$ は学習データ n の時刻 t における状態を表す。式 (3) 中で、外部要因を考慮することにより、対数尤度の計算が文献 [1] [2] と異なっている。出力分布の共分散行列を U としたとき、HMM の状態 i の対数尤度は、

$$\log b_i(o_t^{(n)}, \mathbf{v}^{(n)}) = \frac{d}{2} \log(2\pi) - \frac{1}{2} |U| - \frac{1}{2} (o_t^{(n)} - H_i \xi^{(n)})^\top U^{-1} (o_t^{(n)} - H_i \xi^{(n)}) \quad (4)$$

で表される。

$Q_{b_i}(\lambda', \mathbf{b}_i)$ を H_i で微分して零とおくことにより、 H_i の再推定式として次式が得られる。

$$H_i = \sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^{T_n} \gamma_t^{(n)}(i) o_t^{(n)} \xi^{(n)\top} \times \left(\sum_{n=1}^N \sum_{t=1}^{T_n} \gamma_t^{(n)}(i) \xi^{(n)} \xi^{(n)\top} \right)^{-1} \quad (5)$$

$$\gamma_t^{(n)}(i) = P(q_t^{(n)} = i | \mathbf{O}^{(n)}, \lambda', \mathbf{v}^{(n)}) \quad (6)$$

これは、学習データ数を考慮していることを除けば、文献 [4] と結果的に等価である。

[†]東京工業大学 大学院総合理工学研究科

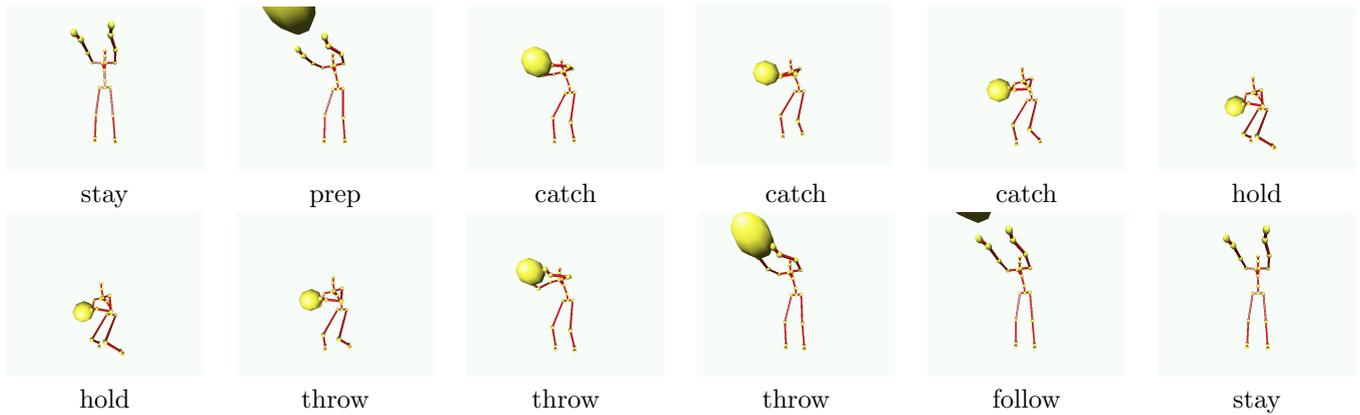


図 1: 合成結果

3.3 外部要因を考慮したパラメータ生成

パラメータ生成には、任意の与えられた v と推定された H_i から状態 i の平均ベクトル μ_i を式 (1) で求め、動的特徴量を考慮した HMM からのパラメータ生成アルゴリズム [3] を用いて、一連の身体モデルのパラメータ列を生成する。

4. 実験

3. で述べた HMM に基づくパラメータ生成手法を用いて、捕球動作アニメーションの生成実験を行った。

4.1 実験条件

モーションキャプチャにより、ボールを捕球する動作を 14 回収録し、身体パラメータとして各関節 (19×3 次元) と腰の位置座標 3 次元の計 60 次元を用いた。特徴ベクトルとしては、静的特徴となる身体パラメータ 60 次元に動的特徴の Δ , Δ^2 パラメータを加えた計 180 次元を用いた。外部要因は、ボールの捕球位置 (3 次元) と捕球速度 (3 次元) の計 6 次元である。収録データのフレームレートは 30 フレーム/秒、総フレーム数は 1426 フレーム、データ長は約 48 秒であった。取得したデータの各フレームに、コンピュータグラフィックス表示されたアニメーションを見ながら、手動でプリミティブ分けを行った。プリミティブとしては、静止状態 (stay)、捕球する準備状態 (prep)、捕る状態 (catch)、保持状態 (keep)、投げる状態 (throw)、投げ終わった状態 (follow) の 6 つを採用し、

stay prep catch keep throw
follow stay

を捕球する一連の動作とした。

HMM はスキップなしの 3 状態 left-to-right モデルを用いた。また、各状態の出力ガウス分布は対角共分散行列とした。

4.2 結果

学習データに含まれる外部要因の値を使用し生成を行った。生成した動作は

stay prep catch keep throw
follow stay

である。生成したアニメーションの長さは 100 フレーム (約 3.3 秒) であった。図 1 に生成されたアニメーション

の例を示す。学習データと同等の自然なアニメーションが生成できることを確認した。

次に、学習データに含まれる外部要因の分布の範囲内で、学習データにはない値を外部要因として使用し生成を行った。生成したアニメーションの長さは 100 フレーム (約 3.3 秒) であった。この場合も、外部要因として使用した位置・速度で滑らかに捕球しているアニメーションが生成できることが確認できた。

5. おわりに

隠れマルコフモデルを用いて、外部要因を考慮した捕球動作の生成手法について検討した。学習データに含まれる外部要因を使い、モーションパラメータを生成したものと、あらかじめ収録した動作とを比較した結果、同等の動作が生成されていることを確認した。

また、学習データに含まれる外部要因の分布の範囲内にはあるが、学習データにはない外部要因を用いてパラメータ生成を行った結果、外部要因として与えた位置・速度でボールを捕球する動作が生成できたことを確認した。

今後は、身体パラメータに PCA を行うなどにより学習データを整備し、合成アニメーションに反映させたい。また、今回 HMM としては、平均しか考慮していないので、分散や状態遷移についても考慮していく必要があると考えている。

謝辞

本研究を進めるにあたり、モーションキャプチャ設備の使用およびデータ収録に御協力いただいた東京工業大学 佐藤 誠教授、崔 雄氏に感謝致します。

参考文献

- [1] 羽岡哲郎, 益子貴史, 小林隆夫, “隠れマルコフモデルに基づくハンドジェスチャーアニメーション生成,” 信学技報, vol.102, no.519, pp.43-48, Dec. 2002.
- [2] 高御堂雄三, 羽岡哲郎, 益子貴史, 小林隆夫, “隠れマルコフモデルに基づくハンドジェスチャー生成の検討,” 情報処理学会第 65 回 (平成 15 年) 全国大会講演論文集, pp.407-410 (2003.03)
- [3] 徳田恵一, 益子貴史, 小林隆夫, 今井聖, “動的特徴量を用いた HMM からの音声パラメータ生成アルゴリズム,” 日本音響学会誌, vol.53, no.3, pp.192-200, March 1997.
- [4] 藤永勝久, 中井満, 下平博, 嵯峨山茂樹, “連続量を変形要因とする重回帰モデルを内包する HMM,” 信学技報, vol.100, no.522, pp.49-54, Dec. 2000.