

ランダムフォレスト法を用いた人体動作検索

滝沢 光介

富山県立大学 電子情報工学科

December 4, 2020

背景

近年, ゲームや CG アニメーション制作ではモーションキャプチャを用いて測定された人体動作が活用されている. 事前にデータベースを作成しておきそれを検索して, 後から使うことが出来れば映像などの編集に役立つ. しかし, 複雑な動作に対して意味内容を自動付与する方法はまだ確立されていない.

研究目的

複雑な動作に自動的に意味内容を付与し, 互いに類似するデータを効率的かつ漏れなく検索できるような検索システムをつくる.

人体動作のデータ表現形式

人体動作データは微少時間間隔での3次元空間上の人体関節の位置や角度を測定して得られ、時系列の姿勢情報として表現される。

優れた検索システムを作成するにあたって以下の2点が重要となってくる。

- 検索処理に要する時間が少ない
- 動作データの揺らぎを受けにくい識別システム

以上の2点を実現するために人体動作データに関して、表現形式を変化させる。

相対情報による姿勢表現

人体動作データの骨格情報は演技者の身長や骨格によって異なり、同一の動きでも演技者により異なってくる。そこで人体動作データを身長で正規化することによる演技者の個人差を取り除く。まず、直立姿勢から全身の関節の位置情報 $J(j_{head}, j_{neck} \dots)$ を算出し、Y 座標が最小の関節 $\min(J_y)$ と最大の $\max J_y$ から身長 h を算出する。次に全関節の位置情報を以下の (2) 式で正規化する。

$$h = \max(J_y) - \min(J_y) \quad (1)$$

$$\check{j}_i = \frac{1}{h} \times j_i \quad (2)$$

正規化の後、各フレーム時刻の姿勢情報を相対的な値に変換する。関節間の関係性を基準として構築される局所関数空間上で相対的な関節位置と 2 関節間のユークリッド距離と体の傾きで構成し、時系列情報として動作データとして表現する。

動作特徴の算出

人体動作は継続時間やタイミングが異なるために直接比較は難しい。そこで指定したフレームになるようにデータを間引く。しかし、同じ意味をもつ動作でも同じタイミングで姿勢が変化するわけではないので、ある程度時間幅を持たせてデータを間引く。平均姿勢情報 $\check{p}_i$ は、姿勢情報を局所区間 $[t_0, t_1]$ で積分することにより得られる。

$$\check{p}_i = \frac{1}{t_1 - t_0} \int_{t_0}^{t_1} p_{i,t} dt \quad (3)$$

上記の式のままだと積分計算に大きな時間を要するので、積分姿勢情報 $g_{i,t}$ をあらかじめ計算しておく。

$$g_{i,t} = g_{i,t-1} + p_i \quad (4)$$

$$\check{p}_i = \frac{1}{t_1 - t_0} (g_{i,t_1} - g_{i,t_0}) \quad (5)$$

動作検索システムの概要

動作データそのものをクエリ（要求）として使用する. クエリとして検索システムに入力されたデータは動作カテゴリの生起確率ヒストグラムで表現される. 一方で人体動作データベースに関しても同様の処理を行い生起確率ヒストグラムを作成しておく. これらの値を比べることで同様の動作カテゴリを出力する. 提案する検索システムでは, ランダムフォレスト法を用いる.

ランダムフォレスト

多数の決定木を組み合わせて精度の高い識別性能を誇る集団学習法である. ランダムフォレスト法は他の集団学習法に比べて計算速度が速く, 識別性能が高いと言われている.

動作検索システム概要

7/18

はじめに
人体動作の特徴量
動作検索システム
評価実験
おわりに

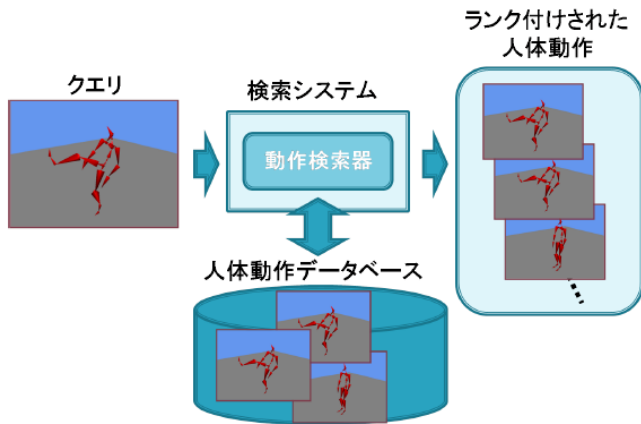


図 1: 動作検索システム

決定木の構成要素

あらかじめ動作カテゴリが付与された教師データ集合 D を使用して決定木を作成する. 決定木の各ノードは (5) 式で定義した動作特徴を判定するための局所動作識別器によって構成される. 局所動作識別器は平均姿勢情報を算出するためのパラメータ r と動作特徴の判定に使用する閾値 s で構成される.

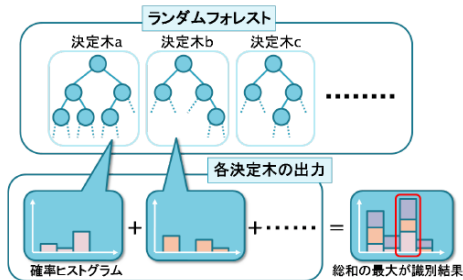


図 2: ランダムフォレストの構造図

情報エントロピー

ある事象がどれだけ起こりにくいかといった曖昧さを表す尺度であり, 以下の (6) 式のように集合 D に割り当てられている動作カテゴリ集合 $C(D)$ 上の確率分布 P から得られる.

$$E(D) = - \sum_{c \in C(D)} P(c) \log_2 P(c) \quad (6)$$

情報利得

情報エントロピーをどれだけ削減できたかを示す指標である. どれだけデータをうまく分割できたかを表し, 分割前と分割後のエントロピーの差を計算している.

$$\Delta I = E(D) - \sum_{j=1}^m \frac{|D_j|}{|D|} \times E(D_j) \quad (7)$$

決定木の構築手順

step1: 特徴量算出パラメータ集合 $R = (r_1, r_2, \dots, r_N)$ からランダムにパラメータ r_i を選出する.

step2: 選出したパラメータ r_i を用いて局所動作識別器を構築.

step3: 教師データ集合 D を用いて情報エントロピー $E(D)$ を最大にする局所動作識別器の閾値 s を決定する.

step4: ステップ 1 ~ 3 を繰り返し, 情報利得 ΔI を最大にする局所動作識別器を選出する.

step5: 選出した局所動作識別器を用いて, 教師データ集合 D を動作特徴量が存在する集合 D_1 と存在しない集合 D_2 に分割する.

step6: 集合 D_j の情報エントロピーが指定値以下の場合, D_j を構成する動作カテゴリの確率ヒストグラムを決定木のリーフノードが持つ出力情報として保存する.

step7: D_1 と D_2 それぞれに対してステップ 1 以降の処理を行い, 構築された局所動作識別器をステップ 4 で選出した局所動作識別器の子ノードとして登録する.

step8: 分割した集合の情報エントロピーがすべて指定値以下になるまで繰り返す.

検索方法

クエリとして入力されたデータは各決定木をにおいて判定計算が実行され、最終的には確率ヒストグラムで表される。この確率ヒストグラムにおいて出現率が最大となったカテゴリに属すると分類される。

検索結果に対するランク付け

ここまでの検索システムではクエリで入力した動作データがどのカテゴリに分類されるのかを判断できる。しかし、同じカテゴリ内での順位付けはできない。そこで確率ヒストグラムから類似度を計算してランク付けを行う。

$$s(q, d_i) = \sqrt{\sum_{c \in C(D)} (H(q)_c - H(d_i)_c)^2} \quad (8)$$

$H(q)$ ：クエリ q を与えて出力されたヒストグラム

$H(d_i)$ ：データ群 D の各データの確率ヒストグラム

$s(q, d_i)$ ：類似度

使用データ

今回の実験で使用した人体動作データは,*Muller* らが測定して構築した人体動作データ集合 [*HDM05*] を使用した.

データ分類

上記で述べたデータ集合は複数の意味を持つ動作が連続した状態で1つのファイルに入っていたので, カテゴリごとに手作業で分割した(*table1*).

分割する動作カテゴリは動作データの仕様書を基準とした. どの動作カテゴリにも属さないデータは今回は破棄した.

データの振り分け

動作検索器の構築のためには学習用の教師データが必要となる. そのため先ほどの人体動作データ集合を *table2* のように学習用と実験用の2つのデータ群にデータ数が同等になるようにランダムに分けた.

Table 1: 実験に用いた人体動作データ集合

Table 1 Experimental motion dataset

データ集合	ファイル数	総動作時間 [sec]	データ容量 [MB]
分割前データ集合	293	11805	1,354
分割後データ集合	4660	6192	532

Table 2: 実験用データ集合の分割

Table 2 Division of experimental dataset

データ集合	ファイル数	総動作時間 [sec]	データ容量 [MB]
学習用データ集合	2346	3126	269
実験用データ集合	2314	3066	263

比較する動作検索器

動作検索器の比較としては、ランダムフォレスト法を用いた動作検索器の構成と決定木単体との比較を行う。

比較する決定木単体はランダム要素を含むものと含まないものの2種類を比較する。

評価結果

評価実験を行った結果を図3に示す。実験用評価データ集合に含まれるすべてのデータにおいて識別処理を行った結果の平均を示したものである。評価指標として、再現率、適合率、 F 値の3種類を比較する。この結果からランダムフォレスト法は決定木単体で識別を行うよりも高い識別性能があることが検証された。

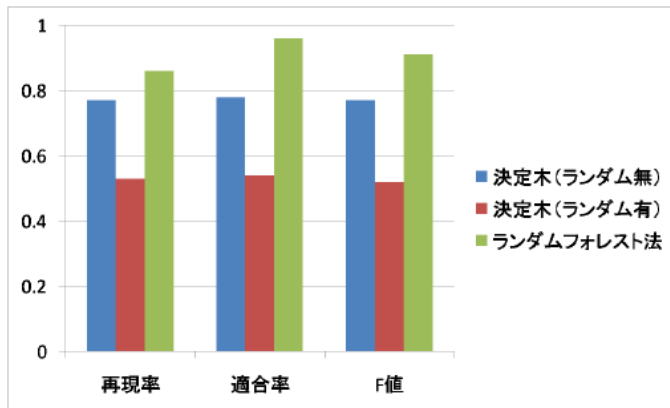


図 3: 識別器の精度比較

比較方法

ランダムフォレスト法で決定した動作識別機を動作検索システムに組み込んで、システムの性能を評価する。評価方法としては、ある動作データをクエリとして検索システムに与える。その後検索され、表示された動作データとクエリの動作データとのカテゴリー一致具合を示す識別制度を基に比較する。

比較対象としてはモーションテンプレート手法を使用する。

モーションテンプレート手法

特徴量を用いて動作データの検索を行う手法。

この結果からモーションテンプレート手法と比較して高い検索性能が実証された (図 4)。

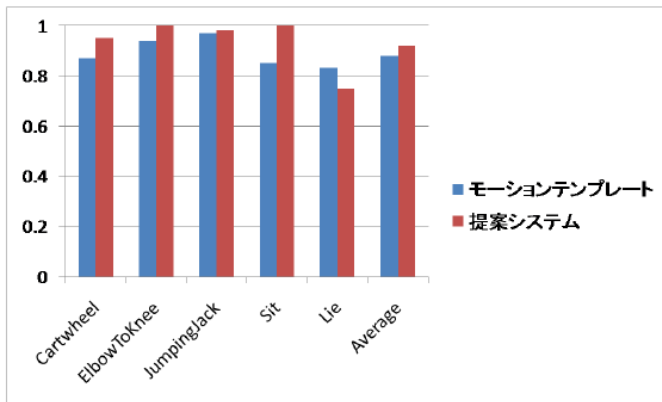


図 4: 既存手法との検索性能比較

まとめ

ランダムフォレスト法を用いた動作検索システムを構築することで高い検索性能を有する動作検索システムを提案した。

今後の課題

- 動作特徴量算出に用いる相対姿勢情報の再定義による動作検索システムの制度向上の余地。
- ランキング付与時の定量的評価。
- 学習していない動作カテゴリに対する再学習が必要にならない識別機能の拡張。