

# 運動特徴解析と帰納推論を用いた人体動作データの分類

## Motion Classification Using Appearance Feature Analysis and Inductive Learning

脇坂健一

向井智彦

栗山繁

Ken-ichi Wakisaka

Tomohiko Mukai

Shigeru Kuriyama

豊橋技術科学大学 情報工学系

Department of Information and Computer Sciences, Toyohashi University of Technology

This paper proposes a method for automatically classifying human motion data based on spatio-temporal features of motion appearance. Our method first converts a motion data into a form of clausal language that represents a geometrical relation between human body parts. A classification rule is then learned from the minimal set of manually classified examples using inductive logic programming (ILP). We also introduce a two-step search algorithm to retrieve motions from the database, which uses two types of classification rule discovered by different learning models of ILP. The rule-based approach achieves higher classification capability than previous numerical methods, and the classification rule can be intuitively edited owing to its natural-language-like representation.

### 1. はじめに

人体動作の計測データ（以後、動作データ）の自動分類や検索は、コンピュータビジョンやグラフィクスなどの様々な分野で広く研究されている。その従来手法の多くは、関節角度や位置などの数値データに基づいて動作間の類似度を定量化し、一般的なクラスタリング法やデータマイニング技術を適用している。例えば、サポートベクター法を用いた動作データの分類手法 [Arikan 03] や、確率的主成分分析法を用いた動作シーケンスを意味単位に分割し、ガウス混合モデルに基づいて分類する手法 [Barbič 04] が提案されている。また、与えられた動作クリップに類似するデータを検索するために、動的時間伸縮法を応用した検索テーブルを構築する技術が提案されている [Kovar 04]。こうした関節運動の信号データを直接解析するアプローチは、動作の見た目の類似度を効果的に反映した分類や検索を実現するが、必ずしも動作の意味的な類似性を反映しない。例えば、上投げと下投げ動作は同じ投球運動に分類されるが、運動の外観や関節運動波形は大きく異なるため、両者を同一のカテゴリに分類するような類似尺度の定義は困難である。

本論文では、運動の外観特徴に基づく動作データ分類手法を提案する。本手法では、まず運動の空間的、時間的な外観特徴を表す二値もしくは多値の特徴量を計算し、動作データを述語論理式の集合に変換する。次に、あらかじめカテゴリ分類された動作データを帰納論理プログラミング (ILP) によって解析し、カテゴリごとに最適な分類規則を計算する。さらに、獲得した分類規則を利用して、複合的な動作シーケンスから所望の動作セグメントを検索するシステムを構築した。提案手法により、比較的少数の学習データを用いて高精度な動作データの分類や検索が実現できる。また、獲得した分類規則は図 1 に示すように少数の述語論理式によって構成されるため、ユーザによる直観的な理解や編集が可能である。

## 2. アルゴリズム

### 2.1 運動の外観に基づく時空間特徴量

まず、運動の外観特徴に対応した時空間特徴量を計算する。本研究では、四肢と胴体の位置関係を表す二値の幾何学的特徴

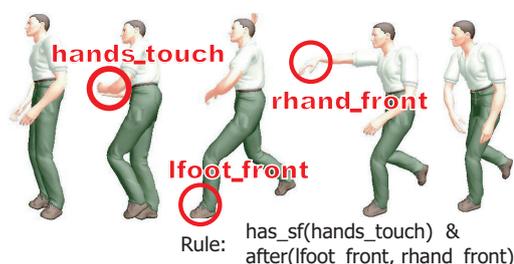


図 1: 投球動作の分類規則例

量 [Müller 05] を拡張し、「手が胴より前に出ている」「腕が頭に接触している」などの姿勢の特徴量を各時刻において計算する。さらに、そうした姿勢特徴量の時間的前後関係や継続時間に対応するような時間特徴量を定義する。その結果、37 種類の姿勢特徴量と 5 種類の時間特徴量によって動作データを表現する。次に、算出された時空間特徴量を述語論理式に変換する。例えば、動作データ  $M$  が「右足が  $l_f$  段階上がっている」という多値の姿勢特徴量を示す場合、述語論理式は  $has\_sf(M, rfoot\_up, l_f)$  のように示され、その後「腕が交差する」という特徴量が現れるならば、 $after(M, rfoot\_up, arms\_cross)$  と示される述語論理式によって姿勢特徴量の時間的前後関係が表される。

### 2.2 動作データ分類規則の帰納推論

述語論理式表現された運動の時空間特徴量に基づき、動作データの分類規則を解析する。本研究では代表的な ILP システムである Progol を使い、あらかじめカテゴリ分類された学習用動作データをもとに分類規則を解析する。帰納推論に用いる背景知識としては、多段階特徴量の階層関係と、特徴量間の包摂関係を記述した。また、正例と負例の両方のデータを用いた通常の学習モデルと、負例データを用いない正例学習モデルを用い、それぞれ基本規則と正例規則と呼ぶ 2 種類の分類規則を導出した。

### 2.3 二段階探索による動作セグメント検索

解析された動作データ分類規則を用い、複数の動作が連続するような動作データ系列から、任意のカテゴリに属するセグメントを抽出する。ここで、基本規則は正例規則に比べて制約の強い分類規則であるため、誤ったセグメントを抽出しにくい反

連絡先: 向井智彦, 豊橋技術科学大学情報工学系, 〒 441-8580  
愛知県豊橋市天伯町雲雀ヶ丘 1-1, mukai@ics.tut.ac.jp,  
<http://www.val.ics.tut.ac.jp/mukai/>

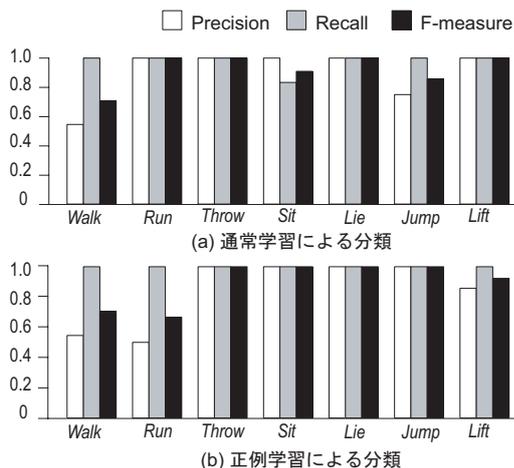


図 2: 獲得規則による動作データ分類の精度

面, 学習データとわずかに異なるような正答を検出できない。一方, 正例規則の制約は比較的弱い為, 学習データからのわずかな差異には頑健であるが誤検出を生じやすい。そこで本手法では, これら 2 種類の分類規則を段階的に適用する検索アルゴリズムを提案する。まず各動作クラスの基本規則に一致するセグメントに, それぞれのクラスに対応するインデックスを付ける。次に, インデックス付けされていない部分から正例規則に一致するセグメントを探索する。そして, 2 つの規則による検出結果を統合することで最終的な検索結果を得る。このように, 基本規則で検出できない部分を正例規則によって補うことで, 検索精度を改善する。

### 3. 実験結果

歩行, 走行, 着座, 投球, 跳躍, 荷持上げ, 寝そべりの計 7 種類の動作データを用い, 各動作カテゴリの分類規則を解析した。なお, 各カテゴリに含まれるの動作データ数は, 歩行が 11, 走行が 16, それ以外が 6 である。ILP による解析の結果, 例えば跳躍動作の基本規則は  $has\_sf(M, jump) \& slow(M)$ , 正例規則は  $after(M, move\_upward, move\_downward)$  となった。つまり, 通常学習では足先が地面から離れる動作のみを跳躍動作に分類するが, 正例学習では全身が上下動する動作であれば全て跳躍とみなす規則が獲得され, それぞれの制約の大きさに差異が見られた。次に, 獲得規則を用いて全学習データ再分類したときの検索精度を図 2 にまとめる。このように, 基本規則ではいくつかのデータを適切に分類できなかった。一方, 正例規則は取りこぼしが少ない反面, いくつかの誤ったデータを分類する傾向が見られた。

次に, 複合的な動作シーケンスの中から, 各カテゴリに属するセグメントを検索した結果を図 3 に示す。テスト動作データは着座と歩行を交互に 7 回繰り返す運動を, 学習データと同一の演者によって行ったものである。手作業による検索結果と比べ, 検出するセグメントの長さや時刻に若干の差異が認められるが, ほぼ全ての運動を適切に抽出している。ただし, 着座動作の一部を荷持上げ運動として検出している。これは, 両者に共通するひざの曲げ伸ばし運動によって生じたと考えられる。

さらに, 学習データを含まない動作シーケンスに対する検索結果を図 4 に示す。テスト動作データは図 3 と同様の運動を, 学習データとは異なる演者によって行ったものである。着座部分は正確に検索できているのに対し, 歩数の少ない歩行動作は検索できなかった。また, 着座動作の一部を投球動作とみ

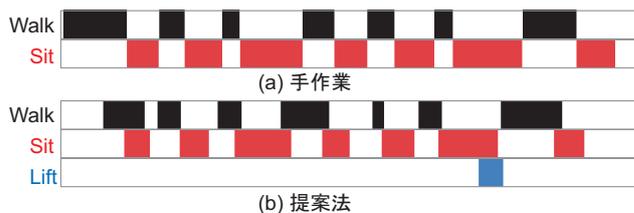


図 3: 学習データで構成される動作データからの検索結果

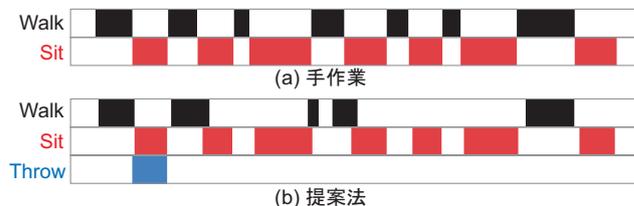


図 4: 学習データを含まない動作データからの検索結果

なしているが, これは瞬間的に現れる時空間特徴量が投球動作の分類規則に適合したためだと考えられる。なお, 別種類の動作シーケンスについても実験を行った結果, 多くのデータについてほぼ正確な検索結果が得られた反面, 学習データと見た目に大きく異なる動作や非常に個性的な動作データに対しては検索精度が低下する結果が得られた。

### 4. まとめ

本研究では, 運動の外観特徴量に基づく動作データ分類手法を提案した。本手法では述語論理式表現と帰納論理プログラミングを利用することで, 一般的なユーザにも理解が容易な分類規則を導出する。さらに, 分類規則を用いて複合的な動作シーケンスから任意のカテゴリに属する動作セグメントを抽出するアルゴリズムを提案した。本システムは外観特徴の差異が比較的大きな動作データに対しては高精度な分類や検索を実現するが, より微小な差異を示す動作データに対する有効性の検証は今後の課題である。今後は, スポーツ熟練者と初学者の動作データを計測し, 素人の見た目には把握できない差異を解析し, 効果的にユーザに提示するためのシステムを構築する予定である。

### 参考文献

[Arikan 03] Arikan, O., Forsyth, D. A., and O'Brien, J. F.: Motion Synthesis from Annotations, ACM Transactions on Graphics, 22(3), pp.402-408 (2003).

[Barbič 04] Barbič, J., Safonova, A., Pan, J., and Faloutsos, C.: Segmenting Motion Capture Data into Distinct Behaviors, Graphics Interface 2004, pp.185-194 (2004).

[Kovar 04] Kovar, L. and Gleicher, M.: Automated Extraction and Parameterization of Motions in Large Data Sets, ACM Transactions on Graphics, 22(3), pp.559-568 (2004).

[Müller 05] Müller, M., Röder, T., and Clausen, M.: Efficient Content-based Retrieval of Motion Capture Data, ACM Transactions on Graphics, 24(3), pp.677-685 (2005).

[Müller 06] Müller, M. and Röder, T.: Motion Templates for Automatic Classification and Retrieval of Motion Capture Data, ACM SIGGRAPH/Eurographics Symposium on Computer Animation 2006, pp.137-146 (2006).