

モーションキャプチャデータによる  
動作分類のための特徴量抽出法の検討

**Evaluation of Feature Quantities Extraction Methods for  
Motion Classification by Motion Capture Data**

○佐々木雄大\*, 田島克文\*, 松尾健史\*

○Yudai Sasaki\*, Katsubumi Tajima\*, Kenshi Matsuo\*

\*秋田大学

\*Akita University

キーワード：モーションキャプチャ(motion capture), 動作特性(motion characteristic),  
可視化(visualization), 散布図(scatter plot), 周波数領域(frequency domain)

連絡先：〒010-8502 秋田県秋田市手形学園町 1-1 秋田大学大学院理工学研究科  
田島克文, Tel.: (018)889-2332, Fax.: (018)837-0406, E-mail: tajima@gipc.akita-u.ac.jp

## 1. はじめに

現在, モーションキャプチャ (Mocap) データは, 動作解析やCGアニメーションの作成など, 様々な用途で利用されている<sup>1)</sup>. Mocap データベースや Mocap アーカイブのように, 複数のモーションカテゴリを含む Mocap データセットを扱う研究例もある<sup>2,3)</sup>. このような場合, あらかじめ, ある Mocap データセットの概要を把握することが有効である.

Mocap データセットの動作特性傾向の概要を容易に把握するためには, それらの分布を簡潔に可視化することが有効である. このような目的に適した手法として, 散布図が知られている.

与えられた Mocap データセットの動作特性分布を可視化するために散布図が用いられる例がいくつかある<sup>4,5)</sup>. その多くは, 各 Mocap データの動きの特徴を表す多次元特徴ベクトルを用いている. 複数の特徴ベクトル座標に関する情報を 2 つの散布図座標として符号化するために, 主成分分析 (PCA) や多次元尺度構成法 (MDS) などの次元削減の技術が用いられている<sup>5)</sup>. しかし次元削減の過程では 2 つの問題が生じる. 1つ目は, データセットのごく一部が変更された場合でも (たとえば, 少数のデータが追加あるいは削除されたり, 部分的に置き換えられたりした場合), すべてのデータ点の位置が変わってしまうことである. 2

つ目は、縦軸および横軸の意味は分析が完了するまで分からないことである。

上記の問題は、基本的に 2 つの動作特徴量のみを用いることで解決することができる。先行研究として、文献6)で提案された1次元の動作速度時系列を導出する手法(動作速度法)を用いて、散布図における Mocap データの分布の可視化に適した 2 つの特徴量を抽出する手法が提案されている<sup>7)</sup>。文献7)では上記の時系列を周波数領域で解析し、周波数領域で各周波数の値を明示的に重み付けすることで、各動作カテゴリに固有の特徴を抽出するのに有効であることが示されている。

さて、動作速度法は微分演算を含むためジッタ除去に低域通過フィルタを使用している。しかし、フィルタの効果が解析結果に及ぼす影響については十分に検討がなされていない。本研究では、低域通過フィルタの効果および周波数重み付けにより、散布図における動作カテゴリごとの分布にどのような影響を及ぼすかについて検討する。

## 2. 解析方法

主要な関節(肩, 肘, 手首, 指, 膝, 足首, 足指, 首, 頭の関節)の位置の時間変化から、全身の動作速度時系列を得る<sup>6)</sup>。

この時系列に高速フーリエ変換(FFT: Fast Fourier Transform)<sup>8)</sup>の手法を適用し、周波数領域の特性を抽出する。このとき、時系列の長さは 2 のべき乗であることが要求される<sup>8)</sup>。この条件を満たすために、以下の

ように時系列に 0 を埋め込む<sup>8)</sup>。

$$v(n) = \begin{cases} \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^J \sum_{\gamma=x,y,z} \{p_{\gamma,i}(n+1) - p_{\gamma,i}(n)\}^2}}{\Delta t} & (1 \leq n \leq N) \\ 0 & (N < n \leq N_{ZP}) \end{cases} \quad (1)$$

ここで、 $p_{\gamma,i}(n)$ は $n$ フレーム目の骨盤に固定された座標系における $i$ 番目の関節の $\gamma$ 座標( $\gamma: x, y, z$ のいずれか、 $p_{\gamma,i}(n)$ の値: 身長で正規化、 $p_{\gamma,i}(n)$ の時系列: ジッタ除去のため低域通過フィルタを使用)、 $J$ は主関節の数( $J = 16$ )、 $\Delta t$ はサンプリング時間、 $N$ は与えられた時系列のフレーム数、 $N_{ZP}$ は $N_{ZP} \geq N$ および $N_{ZP} \geq 2048$ を満たす最小の 2 のべき乗整数である。

与えられた動作速度時系列の周波数領域におけるパワースペクトルは、以下のよう

$$P(m) = \begin{cases} \frac{\Delta t}{S_2} |V(m)|^2 & (m = 1 \text{ or } m = \frac{N_{ZP}}{2} + 1) \\ \frac{2\Delta t}{S_2} |V(m)|^2 & (2 \leq m \leq \frac{N_{ZP}}{2}) \end{cases} \quad (2)$$

$$V(m) = \sum_{n=1}^{N_{ZP}} v(n)w(n) \exp\left\{-2\pi j \frac{(k-1)(n-1)}{N_{ZP}}\right\}$$

$$w(n) = \begin{cases} \frac{1}{2} \left[1 - \cos\left\{\frac{2\pi(n-1)}{N-1}\right\}\right] & (1 \leq n \leq N) \\ 0 & (N < n \leq N_{ZP}) \end{cases}$$

$$S_2 = \sum_{n=1}^N w(n)^2$$

ここで、 $P(m)$ はパワースペクトル密度、 $w(n)$ はハニング窓、 $j = \sqrt{-1}$ である。実際には、 $V(m)$ はFFTによって求められる。

$P(m)$ の物理次元は(速度)<sup>2</sup>/(周波数)<sup>9)</sup>である。これは、 $P(m)$ が各周波数での動作の強さの度合いを表していると解釈でき、全周波数領域で積分することで求められる。

$P(m)$ の積分では、以下のような周波数値に

対応する各 $P(m)$ に重み付けをする<sup>7)</sup>.

$$q_1 = \log \left\{ \sum_{m=1}^{N_{ZP}/2+1} P(m) f_m^{k_1} \Delta f \right\} \quad (3)$$

$$f_m = (m-1)\Delta f, \quad \Delta f = \frac{1}{N\Delta t}$$

ここで、 $f_m^{k_1}$ は $P(m)$ の重み関数、 $k_1$ は周波数ごとの重みの強さを調節するためのユーザパラメータである。上記の重み付けは、急激な動作速度変化の繰り返しの発生を評価するために導入されており、激しい印象を高めることができる。第1の特徴量として $q_1$ を採用する。

次に動作の複雑さはパワースペクトル曲線の平滑性・凹凸に反映され、曲線の滑らかさ・不均一さは、曲率の値によって評価できる。そこでパワースペクトル曲線の曲率を周波数領域全体で積分した以下の特徴量を導入し、動きの複雑さの度合いを評価する<sup>7)</sup>。

$$q_c = \log \left[ \sum_{m=2}^{N_{ZP}/2} \frac{|c_2(m)|}{\{1 + c_1(m)^2\}^{3/2}} f_m^{k_2} \Delta f \right] \quad (4)$$

$$c_1(m) = \frac{P(m+1) - P(m-1)}{2\Delta f}$$

$$c_2(m) = \frac{P(m+1) - 2P(m) + P(m-1)}{(\Delta f)^2}$$

$q_1$ の場合と同様に、 $q_c$ の各周波数における曲率値の重み関数 $f_m^{k_2}$  ( $k_2$ :各周波数における重みの強さを調節するためのユーザパラメータ)で重み付けを行い、周波数領域における不規則な領域の分布の差異を強調する。動作周波数が高いほど、すなわち、動作シーケンスが高速に行われるほど、動作シーケンスの複雑さおよび難易度は高くなると考えるのが妥当であり、上記の重み付

けはこれに準じている。

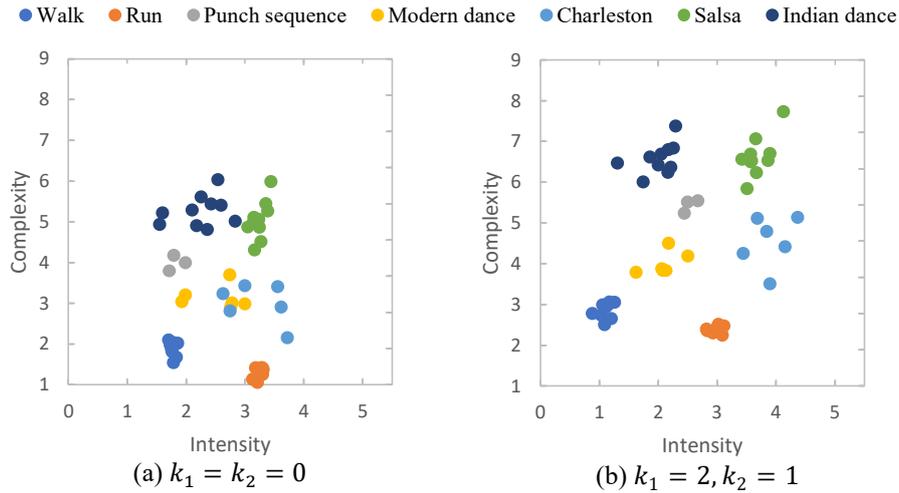
本研究では、低域通過フィルタに関して、ガウシアンフィルタ、理想低域フィルタ、バターワースフィルタおよびチェビシェフフィルタの4つの類別および人間が1秒間に動作を繰り返せる回数が10回未満であることにより1.0 Hz~9.0 Hzまでの9種の遮断周波数について解析を行う。また、2つの特徴量である動きの強さ、動きの複雑さにおける周波数重み付けの値(式(3)および(4)における $k_1$ および $k_2$ )について、どちらも0から10まで整数値を代入し、試行錯誤で調整を行う。

解析結果の評価法は動作カテゴリごとの分類性能を定量的に示した Davis-Bouldin (DB) 指数<sup>10)</sup>を用いる。DB 指数は級内分散および級間分散の比より算出したもので、値が小さいほど動作カテゴリごとの分類性能は高いことを示す。

### 3. 解析結果

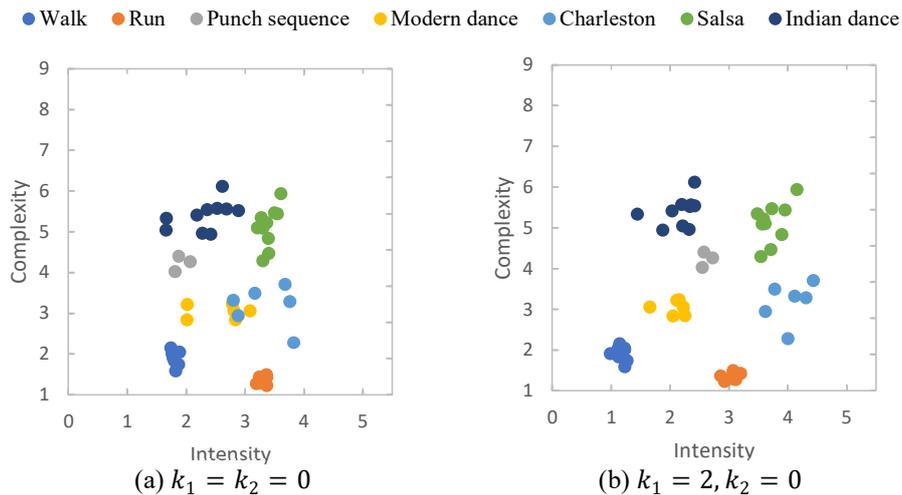
本研究では、7つの動作カテゴリから選択した54個の Mocap データ<sup>11)</sup>を用いて解析を行った。一部のデータでは、実演の前後に全身を静止させたままにしている期間が含まれる。これらの期間を削除し、 $n_1$ 番目および $n_2$ 番目のフレームに挟まれた部分のみを使用する ( $n_1$ および $n_2$ :最初と最後に  $v(n) > 0.75v_m$ を満たすフレーム、 $v_m$ :平均速度)。

Fig. 1 から Fig. 4 には各々のフィルタについて、重み付けをしない場合 ( $k_1 = k_2 = 0$ )



Motion Capture data downloaded from “CMU Mocap Database” [3]  
 Walk (35\_01 - 10), Run (09\_01 - 09), Punch sequence (144\_13, 14, 21), Modern dance (05\_04, 07, 10, 11, 13, 14).  
 Charleston (103\_03 - 08), Salsa (94\_01 - 10), Indian dance (94\_01 - 10).

Fig. 1 Feature-quantity distribution of Mocap data (Gaussian filter).

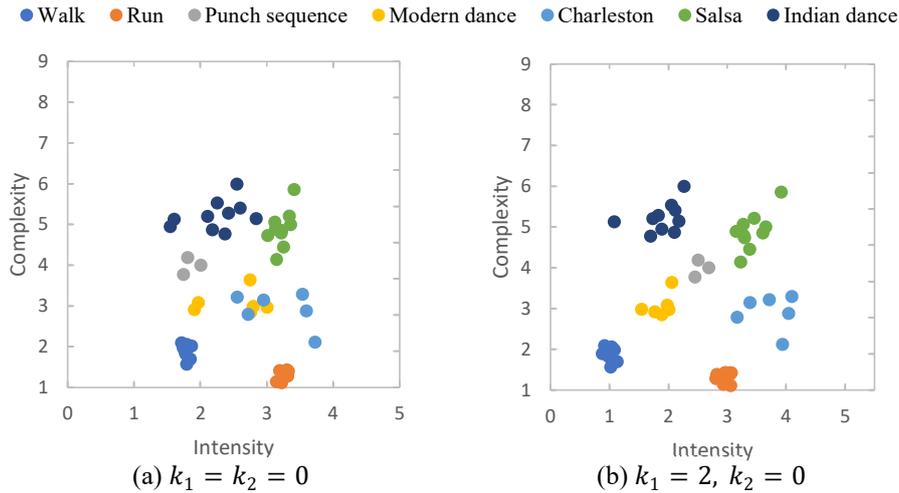


Motion Capture data downloaded from “CMU Mocap Database” [3]  
 Walk (35\_01 - 10), Run (09\_01 - 09), Punch sequence (144\_13, 14, 21), Modern dance (05\_04, 07, 10, 11, 13, 14).  
 Charleston (103\_03 - 08), Salsa (94\_01 - 10), Indian dance (94\_01 - 10).

Fig. 2 Feature-quantity distribution of Mocap data (Ideal low-pass filter).

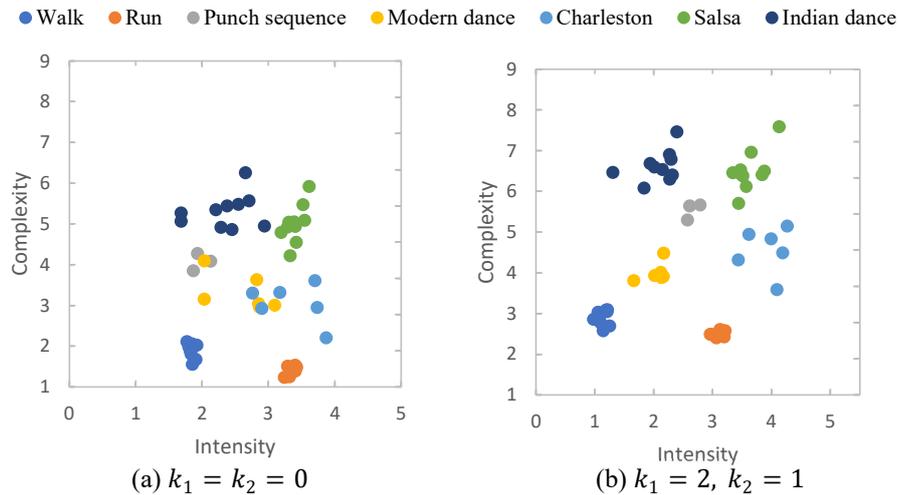
および重み付けをしてDB指数が最小となった場合の散布図を示す。それぞれ図中(a), (b)を比較すると、(a)は動作カテゴリごとに狭く、重なりが多く分布しており、不完全なグループ化が見られる。一方、(b)では動作カテゴリごとに広く、重なりが少なく分布しており、重み付けにより良好な動作カテゴリ分けができていることがわかる。

Table 1 に散布図における各フィルタのグループ化特性の評価をまとめる。DB指数の値が小さいほど動作カテゴリごとの分類性能は良好であることを意味する。Table 1 を見ると、すべての低域通過フィルタにおいて周波数重み付けをしない ( $k_1 = k_2 = 0$ ) 場合より、周波数重み付けをした場合のほうが動作カテゴリごとの分類性能は高い結



Motion Capture data downloaded from “CMU Mocap Database” [3]  
 Walk (35\_01 - 10), Run (09\_01 - 09), Punch sequence (144\_13, 14, 21), Modern dance (05\_04, 07, 10, 11, 13, 14),  
 Charleston (103\_03 - 08), Salsa (94\_01 - 10), Indian dance (94\_01 - 10).

Fig. 3 Feature-quantity distribution of Mocap data (Butterworth filter).



Motion Capture data downloaded from “CMU Mocap Database” [3]  
 Walk (35\_01 - 10), Run (09\_01 - 09), Punch sequence (144\_13, 14, 21), Modern dance (05\_04, 07, 10, 11, 13, 14),  
 Charleston (103\_03 - 08), Salsa (94\_01 - 10), Indian dance (94\_01 - 10).

Fig. 4 Feature-quantity distribution of Mocap data (Chebyshev filter).

Table 1 Evaluation of grouping characteristics for each LPF in scatter plots.

Low-pass filter	DB index ( $k_1=k_2=0$ )	Minimum DB index		
		DB index	Frequency weighting	Cutoff frequency [Hz]
Gaussian filter	0.928	0.494	$k_1=2, k_2=1$	9.0
Ideal low-pass filter	0.863	0.482	$k_1=2, k_2=0$	8.0
Butterworth filter	0.968	0.497	$k_1=2, k_2=0$	5.0
Chebyshev filter	0.920	0.514	$k_1=2, k_2=1$	4.0

果となった。また、DB 指数が最小となるときの遮断周波数はフィルタごとに異なる結果となった。

## 4. おわりに

低域通過フィルタの効果および周波数重み付けにより、散布図における動作カテゴリごとの分布にどのような影響を及ぼすかを散布図作成実験により、試行錯誤で調整を行った。

結果より、低域通過フィルタについてはフィルタによって分類性能が高くなる遮断

周波数が異なる結果となった。周波数重み付けについてはすべてのフィルタで重み付けをしない場合より周波数重み付けをした場合のほうが分類性能が高くなった。

今後の課題として、重み付けを整数値だけでなく小数値にした場合の比較検討である。

## 謝辞

本研究を進めるにあたり、熱心なご指導を受け賜りました、秋田大学 理工学研究科 三浦 武准教授に心からの感謝の意を表します。

## 参考文献

- 1) Kitagawa, M. and Winder, B.: MoCap for Artists, Focal Press (2008).
- 2) Tanco, L.M. and Hilton, A.: Realistic Synthesis of Novel Human Movements from the Database of Motion Capture Examples, Proc. IEEE Workshop on Human Motion, 137/142 (2000).
- 3) Mahmood, N., Ghorbani, N., Troje, N.F., Pons-Moll, G. and Black, M.J.: AMASS: Archive of Motion Capture as Surface Shapes, Proc.2019 IEEE/CVF Intl. Conf. Computer Vision, 5441/5450 (2019).
- 4) Miura, T., Kaiga, T., Shibata, T., Tajima, K. and Tamamoto, H.: Low-dimensional Feature Vector Extraction from Motion Capture Data by Phase Analysis, Journal of Information Processing, **25**, 884/887 (2017).
- 5) Miura, T., Kaiga, T., Shibata, T., Uemura, M., Tajima, K. and Tamamoto, H.: Development of a Visualization Method for Motion-characteristic Distribution of Japanese Folk Dances – A Case Study of the Bon Odori Dance, Journal of Information Processing, **26**, 74/84 (2018).
- 6) Miura, T., Kaiga, T., Matsumoto, N., Katsura, H., Shibata, T., Tajima, K. and Tamamoto, H.: Characterization of Motion Capture Data by Motion Speed Variation, IEEJ Trans. Electronics, Information and Systems, **133-4**, 906/907 (2013).
- 7) Takeshi Miura: Extraction of Feature Quantities

Suitable for Distribution Visualization of Motion Capture Data, Journal of Information Processing, **30**, 778/781 (2022).

- 8) Press, W.H., Teukolsky, S.A., Vetterling, W.T. and Flannery, B.P.: *Numerical Recipes in Fortran 77*, The Art of Scientific Computing, 2nd ed., Cambridge University Press (1992).
- 9) Heinzl G., Rudiger A., Schilling R.: Spectrum and Spectral Density Estimation by the Discrete Fourier Transform (DFT), Including a Comprehensive List of Window Functions and Some New Flat-top Windows, Technical Report, Max Plank Institute for Gravitational Physics, 1/84 (2002).
- 10) Davis D. L. and Bouldin D. W.: Cluster Separation Measure, IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, **PAMI-1-2**, 224/227 (1979).
- 11) CMU Mocap Database, available from <<http://mocap.cs.smu.edu>>.