

モーションキャプチャーを利用したダンサーの身体感覚の可視化の試み

Trial for visualization of kinesthesia using motion capture system

森田 想平*¹
Souhei Morita

五十嵐 創*¹
Soh Igarashi

古川 康一*¹
Koichi Furukawa

*¹ 慶應義塾大学大学院 政策・メディア研究科
Keio Univ. Graduate School of Media and Governance

Motion capturing systems enable us to acquire kinematics data. We try to use motion kinematics data for supporting people's motion recognition and prediction. Theoretical and empirical velocity profiles of goal-directed arm movement show bell-shaped trajectory. Therefore, we extract and visualize bell-shaped trajectory from motion captured data.

1. はじめに

近年、モーションキャプチャシステムによる身体データの採集が盛んに行われており、その取り扱い方、基本動作を求める分割方法などに関して様々な研究がなされている。しかしながら、モーションキャプチャデータは独立でない多変量の時系列データであるため、解釈が難しく、統一的な手法が存在するとは言えない。本研究では、人間の運動が常に目標地点を持っており、従って到達運動(goal-directed movement)の連続であるとの仮定を持って、モーションキャプチャデータの「動作者の意図を近似した」データ分割を試みる。また、その結果をCGによって視覚化した。

動作者の意図を近似したデータの分割および可視化の試みは、言い換えれば人間の他者動作の認識、予測を支援するデータ分割を試み、それを可視化するということになる。人間は、他者の運動を、予測する為に観察することがある。勿論、完全に他人の運動を予測することは不可能だろう。しかしながら、例えば格闘技などの対戦型スポーツの選手は、試合中に相手の動きを読みながら戦うといわれている。また、普段の生活において我々は、例えば歩道で他人と擦れ違う際に、ぶつからないようにある程度相手の行動を予想して進路を決定することがある。これらの経験は、視覚情報からある程度の動作予測が可能であるという考えを我々に抱かせる。しかし、スポーツの例から分かるように、そのような動作予測は誰もが等しいパフォーマンスを遂行できるわけではない。特に、見慣れない動作の予測は難しいことが予想される。見慣れない動作の予測が困難な理由は色々と考えられるが、どの部位の動きに注意すればよいか解らない、ということが一つの大きな理由になっていると考えられる。従って、本研究はこの種の困難性を緩和する情報の視覚化を目指す。具体的には、分割されたデータに基づいて「注視点」を得ることを目標にする。見慣れた動きの予測は、通常、動作者の運動意図を最も如実に表している部位に注目して行われていると考えられ、従って、注視点が動作者の運動意図を最も如実に示している部位であることが、本研究の究極の目標である。

2. 分割手法

2.1 概要

モーションキャプチャシステムによって得られた3次元位置座標データから計算した、速度時系列データを扱う。人間の運動

は目標地点を持った到達運動の連続であると仮定し、到達運動に特徴的な波形を利用してデータのセグメンテーションを行う。

2.2 背景知識

運動制御の分野では goal-directed movement に関する実験、考察が活発に行われている。様々な実験結果から、一般的な到達運動の速度波形はベル形になることが知られている。Harris と Wolpert は、ベル形波形特性を含む到達運動の様々な規則性を説明するために、手先の到達運動において、目標地点に到達したときの空間的誤差を最小にするような運動指令が下されているという仮説を発表した。⁽²⁾ この仮説は、運動指令に含まれるノイズの特性を考慮しており、脳神経科学的にも有力な理論となっている。本研究では、Harris と Wolpert の理論およびに数々の運動制御に関する実験データから、ベル形波形への切り分けが、目標地点到達によって動作を切り分けることに対応していると仮定する。



• figure1 ベル形波形の例

2.3 分割アルゴリズム

まず、任意の速度時系列データ T_v から、ベル形波形を特徴付ける3点 start point, middle point, end point の組 t_i を検出する。start point は波形の始まりの時刻, middle point は極大値の時刻, end point は波形の終わりの時刻をそれぞれ表している。3点の組の検出には、大崎らの「速度に基づく切り出し手法」を利用する。⁽¹⁾ 「速度に基づく切り出し手法」は元来、位置座標時系列データを対象にしたものである。この手法はまず、対象時系列データの微分係数が正から負、負から正、正から零、零から正、負から零、零から負へ変化した時点を時系列データの分割点候補として検出する。その後、過検出を防ぐために空間的距離に基づいてこの分割点候補の削除を行う。この手法を速度時系列データに適用することによって、結果的に速度時系列データの極大、極小点を示す時点の集合を得ることができる。得られた時点集合を、その値によってソートし、連続する極小、極大、極小の3点を組にする。こうして得られた3点の集合がベル形波形を特徴づける時点集合となる。この3点の値が小さい順に start point, middle point, end point となる。

連絡先: 森田想平<souhei@sfc.keio.ac.jp>

神奈川県藤沢市遠藤 5322 慶應義塾大学大学院

ところで、関節を跨がない、隣接した身体部位の速度波形がほとんど同一であろうことは簡単に想像できる。また、関節を間に持った部位同士(例えば手首と肩、など)の速度波形も、計測すると共通したパターンを持っていることが多い。これらは、物理的な身体構造が従属波形を創り出しているためだと考えられる。手先の到達運動を行うと、結果として肘なども動いてしまうということである。このときに肘の速度波形がベル形でも、そこを注視点として加えたくない。もちろん、動作者がその時に肘の運動を意識しているかどうかは解らないわけであるが、動作予測支援の観点から考えれば、視覚化される注視点は数が少ないほうが把握しやすく有用なはずである。従って、出来る限り注視点を少なくするために、従属波形と考えられるベル形波形は削除することにする。本研究では、そのような従属波形を取り除くために、まず注視点が関節中心のみに存在すると条件づける。続いて、関節中心同士の従属性を以下の手順に従ってチェックする。離散時刻の系列 A, 系列 B の従属波形を発見する手順を説明する。系列 A, B は以下のように表されている。

$$A = a_{start}^1, a_{middle}^1, a_{end}^1, \dots, a_{start}^i, a_{middle}^i, a_{end}^i, \dots, a_{start}^m, a_{middle}^m, a_{end}^m$$

$$B = b_{start}^1, b_{middle}^1, b_{end}^1, \dots, b_{start}^j, b_{middle}^j, b_{end}^j, \dots, b_{start}^n, b_{middle}^n, b_{end}^n$$

ここで、 i, j はそれぞれ時刻順に並べて何番目のベル形波形かを表している。また極大、極小点が交互に並ぶことから、

$$a_{end}^{\alpha-1} = a_{start}^{\alpha} \quad (2 \leq \alpha \leq m)$$

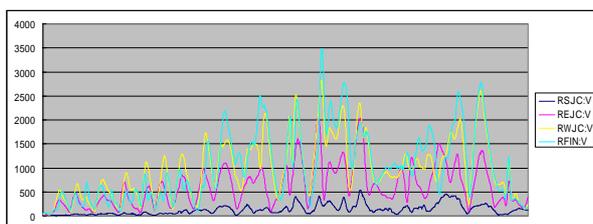
$$b_{end}^{\beta-1} = b_{start}^{\beta} \quad (2 \leq \beta \leq n)$$

となることに注意する。そして、任意の i, j に関して、 a_{start}^i に最も値(時刻)に近い B の要素が b_j^j であり、かつ b_j^j に最も値に近い A の要素が a_{start}^i だったばあい、ベル形の波形 a_i , b_j のどちらか一方が他方の従属波形であるとみなす。どちらが従属波形が決定するために、以下の式で計算される time を利用する。

$$\max\{a_i(start), b_j(start)\} \leq time \leq \min\{a_i(end), b_j(end)\}$$

ここで、 $a_i(start)$ は系列 A の i 番目の start point, つまり速度系列 A_v の i 番目のベル形波形の start point を表している。time は二つのベル形波形が重なり合う時刻となる。この time の間の移動距離を、速度時系列を積分することにより求める。そして、その移動距離が短い方を従属波形とみなし、データから削除する。

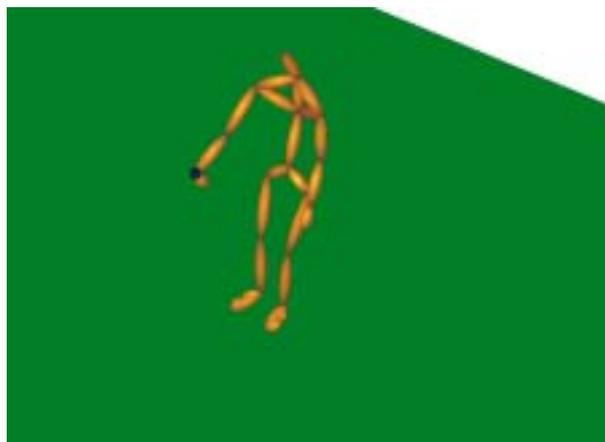
この時点で残っているベル形波形の連続的な変化が、分割領域の連続的な変化と考えられる。つまり、ベル形波形の start point から end point までの時刻が一つの分割領域となる。そのラベル付けは、ベル形波形が現れているマーカ名によって行う。ベル形波形は複数関節に関して考慮されるので、ある時刻では同時に複数の波形が存在することもある。その場合は、複数波形領域として分割されると考えることができる。



• figure2 運動データから計算した速度データ系列

3. データ計測と視覚化

上記の手法を実践するため、赤外線式モーションキャプチャシステムを利用してデータを獲得した。使用したシステムは VICON8 であり、7台のカメラを用いて、プロのダンサーの身体運動を計測した。ダンサーには右手のみを自由に、できるだけランダムに動かしてもらおうと要請した。ただし、データ獲得は全身 28 箇所 に赤外線反射マーカを付着して行った。workstation4.1 および bodybuilder3.55 を利用して、獲得したデータから、大まかな身体各部の関節中心および頭部の中心を求めた。これらのデータと計測データの一部を基に、計測した運動のコンピュータグラフィックス(CG)を作成した。そして、その CG とともに、計算したベル形波形の分割領域に基づいて注視点を視覚化した。



• figure3 注視点の視覚化

4. 本手法の検討

本研究において用いられた手法の有用性を検討することが必要である。第一に、同じ目標地点を持つ到達運動においても、通過経路の違いを考慮する必要があるかも知れない。通過経路は必須通過地点へと標本化して表現することができるが、標本化間隔などの問題が新たに現れる。また、スポーツ選手などの動作予測は、単純な視覚情報だけでなく、専門的な背景知識を基に行われている。背景知識がどのような記述によって表現できるのか解らないが、運動力学レベルでの現象の記述は、そのような知識の表現に有効であるかも知れないと、我々は考察する。

参考文献

- [大崎 00] 大崎, 嶋田, 上原: 速度に基づく切り出しとクラスターリングによる基本動作の抽出, 人工知能学会誌, Vol. 15, No. 5, (2000).
- [Harris 98] Harris.C.H & Wolpert.D.M: Signal-dependant noise determines motor planning, NATURE, Vol. 394, No. 20, (1998).