

足の甲の加速度データを用いた乗馬時の脚位置推定

丸山 悟¹ 勝間 亮¹

概要: 大学馬術において大学から馬術を始める人が多いため初歩的な指導が必要となる。初歩的な乗馬技術であっても騎乗者は全身を連動して動かす必要があり、指導者は複数箇所を同時に見て指導すべき箇所を適切に判断しなければならないため、指導者にも高度な技術が要求される。しかし、現状ではその指導を乗馬歴2, 3年の経験の浅い人間が行うことも多く、経験不足の指導者は騎乗者の姿勢を見ただけで的確に指導を行うことが難しい。そこで本稿では、モーションキャプチャを用いて数値化を行い、指導箇所の一部でも機械的に判定することで指導の負担を減らすことを目的とし、足の甲の加速度データと乗馬姿勢の関連について報告する。乗馬を行う上で馬と騎乗者が同調することは多くの他の乗馬技術にも関連する非常に重要なことであり、上手く同調できるかどうかは騎乗者の脚の位置が大きく影響する。本稿では初心者が最初に習得する乗馬技術の一つである軽速歩を行っている時の脚位置に関して、足の甲の加速度データから正しい位置にあるかどうか決定木を用いて判別を行った。

Leg Position Estimation during Horse Riding Based on Instep Acceleration Data

SATORU MARUYAMA¹ RYO KATSUMA¹

1. はじめに

現在、日本の大学馬術部では、入部後に初めて乗馬を経験する人が多く、初歩的な乗馬の指導が必要である。現状では、指導や騎乗に慣れた監督やコーチが毎日指導をできるわけではなく、乗り始めて2, 3年の経験の浅い者が初心者に対して乗馬技術を指導する立場に立つ必要がある。初心者が身に付けるべき乗馬技術として、正しい姿勢と、馬の動きに合わせた柔軟な動きが必要となる。これらの乗馬技術の習得は感覚に頼る部分が多く、乗馬経験の浅い指導者にとっては他の騎乗者の姿勢を見ただけで、正確なアドバイスを常に送ることが難しい。そのため、経験の浅い指導者を支援する必要がある。乗馬指導では正しい体の使い方ができていない部分を指摘し、改善を促すことが重要である。しかし、馬術ではほとんどが全身を使う運動であり、指導者は騎乗者の体の複数箇所を同時に見ながら誤った動きの原因となった部位を的確に伝えなければならない。未熟な指導者は体全体を見て指導することが難しく、騎乗者

の誤った動きをした部位を見落とす可能性が高い。そのため、乗馬指導の支援にあたって、できるだけ指導で注視しなければならない騎乗者の部位を減らし、見落としを減らすことが肝要である。

本稿では慣性式モーションキャプチャを用いて指導者が注視しなければならない箇所の一部について、モーションキャプチャで得られたデータから正しい乗馬運動であるかどうかを推定することで、指導者が注視しなければならない箇所を減らすための検討を行った。運動分析では、光学式モーションキャプチャを用いることが多いが、練習での利用を想定した場合カメラによる場所の制限や屋外での使用に不向きなため、本研究では慣性式を採用した [1]。初心者と上級者の動きの違いとして、手綱を持っている手の使い方や脚の位置、腰の位置などがあげられる [2]。

馬術競技における種目として、障害種目、馬場種目、総合種目とあるが、初心者の指導を目的としているため最初に取り組むことの多い馬場馬術の動きを想定している。馬場馬術は、競技者や馬の能力に合わせて競技に取り組むことができるように日本馬術連盟や国際馬術連盟が運動課目を制定している。その中で、日本馬術連盟が定めた最も簡

¹ 大阪府立大学
Osaka Prefecture University

表 1 馬の 3 歩様

歩様名	特徴
常足	4 節歩行, 約分速 110m 騎乗者にはごく軽い前後の揺れが伝わる
速足	2 節歩行, 約分速 220m 騎乗者には強い上下の揺れが伝わる
駆足	3 節歩行, 約分速 340m 騎乗者には大きくゆったりと前後に揺れが伝わる



図 1 鞍の構造

単な A1 課目 [3] と呼ばれるものがあり, 初心者が最初の目標として利用することが多い. この運動課目では, 常歩, 速歩, 駆歩 (表 1) の基本的な 3 つの歩様で馬をしっかりとコントロールできるかが重要になってくる. そのため, 初心者はまずこの 3 つの馬の動きに体を慣らすことと馬に対してどの動きをするのか指示を出せるように練習を行っていく.

この 3 つの歩様がある中で技術を身に付けていく上で, 多くの人が最初に難しく感じる軽速歩と呼ばれる騎乗方法がある. 軽速歩は, 馬が速歩をしている状態で馬の動きに合わせて騎乗者が立つ座を繰り返す乗り方である. 熟練した騎手の場合, 馬をコントロールすることに加えて馬と同調するために自然と姿勢のコントロールを行っている [4]. 一方で初心者の場合, 馬の動きに慣れていないことで体を硬直させることが多いため, 馬の動きにうまく同調することができない. その原因の一つに脚の位置が安定しないことがあげられる. 人間の足を置いている鏡は, 鞍と鏡革と呼ばれる革製のベルトで図 1 の赤い丸の部分だけで繋がれており, 馬に固定されている鞍に対して鏡は自由に動かすことが可能である. そのため, 乗馬に慣れた人間は踵や膝などを利用して馬からの衝撃を和らげながら鏡の上に地面に対して垂直に体重をかけることができる (図 2) ため前後への脚位置のブレが少なく乗ることができる. また, 鏡だけではなく鞍に接している内転筋などに適宜力を加えることで安定した騎乗姿勢を保つことを可能にしている. しかし, 初心者の場合はこの二つの動きを上手くできないために, 脚が前後に動く. 特に脚が前に行くことで, 脚が馬に直接触れることのできない鞍帯の真横に脚が来る (図 3) ため, 馬に前進を促す合図である馬の腹を圧迫する行動を継続することすら難しくなる. 脚の位置が安定しな



図 2 正しい脚位置



図 3 脚が前に流れている脚位置

いことによって, 騎乗者が馬上で腰が後ろに引けて体を前傾させることでしかバランスをとることができないため, さらに馬との同調が難しくなる悪循環にも陥る可能性が高い. これらのように, 初心者が上達するうえで脚位置が正しい場所にあることが重要となってくる. そのため, 本稿では, 軽速歩において脚が正しい位置にあるのかどうかを右足の甲にあるセンサを用いて検討を行った.

2. 時系列データを利用した研究事例

行動の分類を目的として, 時系列データから行動の分類を行う手法は, あまり加工せずに生データに近い形で使用する方法と, 特徴量を抽出するなどの変換を施す方法の 2 種類がある.

時系列データを生データに近い形で活用する方法の例に DTW を用いた研究がある [5]. DTW は, 得られたデータから一サイクルを設定し, あらかじめ取得してラベル付けたデータとのユークリッド距離が最小となるものを同一と分類する手法である. 完全に一致していないものでも分類を行うことができ, サイクルの時間の長さが違っていても影響がないため高い精度を得ることができる手法となっている. 欠点としてサイクルの設定によってデータ量が膨大となり計算に時間がかかることや座標値を用いることから軌跡が類似していても異なる判定になってしまうことがあげられている. 近年では, DTW のユークリッド距離を用いることで生じる空間的な違いによる判定誤差をなくすために, コサイン類似度を用いる AMSS[6] と呼ばれる手法や, 計算時間を短縮させるために生データではなく閾値を用いてデータの圧縮を行った後にコサイン類似度を用い

表 2 センサの性能表

サイズ	12.5mm × 13.1mm × 4.3mm
ダイナミックレンジ	360 deg
加速度計範囲	± 16g/± 8g adaptive
ジャイロスコープ範囲	± 2,000 dps
解像度	0.02 dpg

表 3 ハブの性能表

サイズ	59mm × 41mm × 23mm
センサ最大接続数	31
出力, 通信	wi-fi
最大出力レート	120fps
電源	外付け USB バッテリー 5V/2A



図 4 加速度センサの軸

る A-LTK[7] などが研究されている。

一方で、膨大なデータ量に対して計算時間を抑えるために、生データを使用するのではなく特徴量を抽出して SVM などを用いて分類する手法がある。この手法ではどの特徴量を使用するかによって結果が大きく変化してしまうため、各々のデータに合った特徴量の抽出をしなければならない。特徴量の種類として平均値、分散値などの統計分析から得るものやフーリエ変換を用いたパワースペクトルなどが利用されることが多い。こういった特徴量のなかにピーク値と呼ばれるものを利用している例 [8] がある。ピーク値は観測値と移動平均値との交点で挟まれた領域内の極値の持つ値である。一定のウィンドウを設けてその中のピークの幅と高さを掛け合わせて大きいものから連続しているピーク値をいくつか利用する。これにより、データ数の削減とノイズの多いピークの小さいものを除去することが可能になる。本稿では練習で用いることを想定しているため、できるだけ早く判定が行われることが望ましいため判定の時間が短い特徴量抽出を用いた手法を利用した。

3. 実験方法

3.1 実験環境

慣性モーションキャプチャとして Perception Neuron 2.0 を使用した [9]。Perception Neuron は加速度センサ、磁力計、ジャイロスコープを搭載したセンサと各センサが取得してデータを集計、送信するハブで構成されている。それぞれのセンサとハブの性能については表 2, 3 のようになっている。また加速度センサの 3 軸は図 4 のようになっている。本稿では右足の甲に取り付けてあるセンサデータを使用するために Perception Neuron のフルボディ (センサ



図 5 センサ設置位置

17 個) を装着して測定を行った。右足の甲に取り付けた加速度センサは図 5 の位置に設置してある。取得したデータは Axis Neuron を用いて calc 形式で加速度データを出力した。測定場所は大阪府立大学馬術部の練習馬場を利用した。この練習馬場は屋外で地面に砂が敷き詰められた平坦な土地であり、測定を行う上で通信を遮断するものがない場所となっている。

3.2 データ取得方法

足の甲にある 3 軸加速度データを利用して乗馬運動における脚の動きの正しさを推定するための検討を行った。Perception Neuron では足に取り付けるセンサの位置が太もも、ひざ下、甲の 3 か所あるが、鞍と鐙の構造上鐙に近い位置のほうが大きく前後に動くため甲の加速度データを選択した。まずデータの取得方法として騎乗者 1 人、馬 1 頭を用いてデータの取得をした。確実にデータの送受信を行うために半径 10m の円を反時計回りに速歩のみで移動し、反動を逃がす軽速歩の乗馬技術を使用した。騎乗者は、馬の移動速度を変化させないように注意し、軽速歩において正しい脚位置の他に、前に流れている脚位置、後ろに流れている脚位置の 3 通りの姿勢を意図的に行った。それぞれ 30 秒程度運動を続けた。速歩中は、馬は対角に位置する脚 (右前と後ろ、左前と右後ろ) を連動させて前後に動くので一完歩を右脚が一度前に出て次に前にでるまでとした。取得したデータを馬の一完歩ごとに脚位置のラベルを付けて分別し、決定木を用いて脚位置の違いを判別できるか測定を行った。この一完歩中に人間は立ち座りを 1 回行い、乗馬中はこの動作が繰り返されることになるため、データを一完歩ごとに区切った。

3.3 特徴量の取得方法

一完歩に分けた加速度データを生データのまま使用するのではなく、特徴量として抽出を行って利用した。特徴量として今回はピーク数を利用した。ピーク数は、いくつか

表 4 脚位置別の閾値平均ピーク数

閾値	脚位置通常			脚位置前			脚位置後ろ		
	x 軸	y 軸	z 軸	x 軸	y 軸	z 軸	x 軸	y 軸	z 軸
2	1.193	0.677	2.419	0.676	2.176	4.97	11.2	0.233	1.533
1.5	6.645	3.191	11.677	1.411	4	17.5	5.9	1.133	7.5
1	11.580	8.161	29.580	5.235	7.911	31.058	7.533	5.6	23.1
-1	6.387	8.87	0	10.588	8.088	0	15.8	9.066	0.733
-1.5	6.967	4.451	0	3.117	3.411	0	2.833	3.866	0.133
-2	6.225	1.774	0	0.529	1.352	0	4.133	2.366	0.066
-2.5	0.612	0.483	0	0.038	0.205	0	5.566	2.366	0

表 5 一完歩あたりの平均加速度データ数

脚位置	通常	前	後ろ
平均個数	105.29	104.87	98.87

の閾値を設定しそれぞれ閾値を超えたデータ (マイナス領域に関しては下回ったデータ) の数をピーク数としてカウントした。ピーク数を特徴量として利用する利点として、外れ値の影響少なくして細かい振動を無視できる点にある。騎乗者の身体の部位に装着した加速度データは馬の上での加速度データとなるため、馬の動きがノイズとして影響する。人間がコントロールしようとしても馬がイレギュラーな動きをする場合や常に馬の揺れの影響を受けてしまうため外れ値やノイズが多く入ってしまうことが想定される。このピーク数は閾値を任意で決定できるため、分類するデータのピーク数が偏っている領域を把握することでそれ以外の領域のデータを無視することが可能になるため最大値や平均などのようにノイズや外れ値に影響されにくい。そのうえで、すべてのデータを利用しながら安定したデータの取得ができると考えた。今回3つの姿勢の生データを参考にして閾値の設定を $[2, +\infty), [1.5, 2), [1, 1.5), (-1.5, -1], (-2, -1.5), (-2.5, -2), (-\infty, -2.5]$ とした。動きの小さい $(-1, 1)$ の区間にある加速度値はノイズであると判断しカウントしなかった。それぞれの閾値におけるピーク数をすべて x, y, z 軸別々で集計し、特徴量として閾値7種類×軸3種類の計21項目を各一完歩の特徴量としてデータセットを作成した。取得したデータはテストデータと学習データに分けて決定木を用いて3つの脚位置の識別を行った。決定木をもとに3軸のどの値の偏りによって判別が行われているかを考察を行った。

4. 実験結果・考察

4.1 実験結果

一完歩に含まれる加速度データの平均個数は次の表5のようになり、どの脚位置においても100個前後の生の加速度データが含まれていた。脚の位置が通常、前、後ろのテストデータセットの合計は95個を使用した。

95個のうち成功判定89個、失敗判定6個となり、判別成功率は93.68%となった。生成された決定木は図6のよ

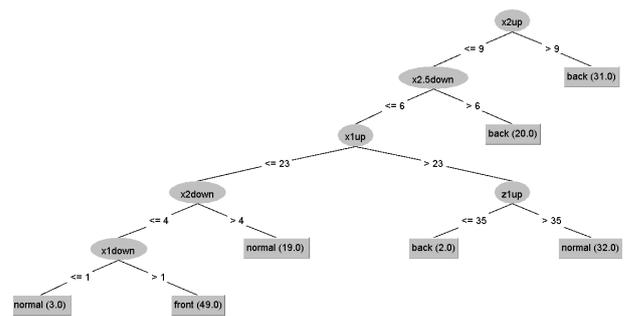


図 6 生成された決定木

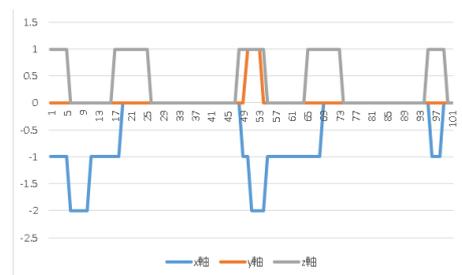


図 7 脚が正常な位置の場合の床関数

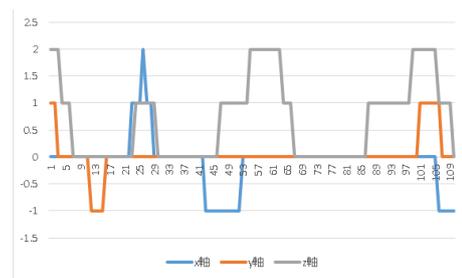


図 8 脚が前の場合の床関数

うになった。一完歩のうちそれぞれの脚位置における閾値別の平均ピーク数は表4のようになった。また、それぞれの脚位置の一完歩を取り出し、閾値を床として縦軸を閾値(g)、横軸を時間(s)グラフに表すと図7, 8, 9となる。

4.2 考察

図6の決定木を見るとx軸の閾値とz軸の $[1, 1.5)$ の値を利用して判別されたことがわかる。足が後ろに行けば行くほどx軸の閾値2gを超える回数が増え、前に行けば行

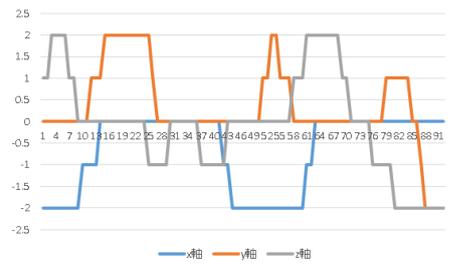


図 9 脚が後ろの場合の床関数

くほど x 軸の値が小さくなることがわかった。y 軸方向の値を判別に使用されていない理由は、人間の内側の脚は馬に密着させており、足が前後に動いても左右にはあまり動かなかったからである。平均ピーク数の表 4 の z 軸について注目してみると、通常では閾値 1g 前後に集中しているが、脚が前後に動いた場合に前に行くと z 軸の加速度が上がり、後ろに行くと加速度が下がっていることがわかる。これは、脚が前後することにより、鍔革と鞍がついている部分を中心に鍔革が振り子のように動くことで軸がずれてしまっていることが表れている。z 軸の値が 1g に近ければ近いほど地面に立っているときと同じように鍔革を踏むことができ、安定した騎乗につながっている可能性がある。閾値を床とした床関数をグラフに表してみると、値が変動する回数で脚がどれだけ移動しているかを判断することができ、ここからも脚が正常な位置にある場合に脚があまり動いていないことを確認することが可能である。一完歩でどのくらいの頻度で脚位置の変化があったかをピーク数のみの情報では入手することができないため、値がどのくらい変移していったかの情報も利用することができればさらに判別精度が高くなる可能性がある。

5. まとめと今後の展望

足の甲の加速度データからピーク数を利用して決定木による脚位置の分類を行うことで、脚位置の推定と各脚位置ごとの加速度値の偏りを把握することができた。今回軽速歩を行っている状態のみを想定して実験を行ったが、実際の練習では常歩、速歩、駆歩の 3 種類を組み合わせで行われる。そのため、残りの 2 つの歩様の場合にもピーク数による判別が可能か検証する必要がある。各歩様において閾値を変更する必要が出た場合、どの歩様を行っているかについても判別する必要があるため、先行研究 [10] において鞍に取り付けた加速度センサによって判別ができることをうまく利用しながら姿勢判定が正しく行うことができるか検討する必要がある。

参考文献

[1] 稲邑哲也:”ジャイロ式モーションキャプチャシステムとロボット研究への応用”バイオメカニズム学会誌, Vol.33, No1, pp.85-87(2009)

[2] 宮内真人, 芹川聖一:”同一馬による初心者と上級者の違いについての一考察”日本機械学会 No.07-24, pp.245-248

[3] 日本馬術連盟:JEF 運動科目 入手先 www.equitation-japan.com/

[4] 寺田佳代:”馬術競技における陣馬の動きと関係性”バイオメカニズム学会誌, Vol.42, No.3, pp.141-146(2018)

[5] 森駿文, 菊池浩明:”歩容データの DTW 距離に基づく個人識別手法の提案と外乱に対する評価”マルチメディア, 分散, 協調とモバイルシンポジウム, pp.672-680(2018)

[6] 中村哲也, 瀧敬士, 野宮浩揮, 上原邦昭:”AMSS:時系列データの効率的な類似度測定手法”電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J91-D, No.11, pp.2579-2588(2008)

[7] 菅野滉介, 奥健太, 川越恭二:”多次元時系列データからのモーション検出・分類手法”DEIM Forum(2016)

[8] 村尾和哉, クリストフファンラールホーフェン, 寺田努, 村尾章治郎:”センサのピーク値を用いた状況認識手法”情報処理学会論文誌, Vol.51, No.3, pp1068-1077,(2010)

[9] Perception Neruron 仕様 入手先 www.aiuto-jp.co.jp/products/product_2193.php

[10] 丸山悟, 勝間亮:”加速度センサを用いた馬の歩様推定”関西支部大会 (2019)