

加速度センサを用いた馬の歩様推定

Horse Gait Estimation by An Accerelometer

丸山 悟¹勝間 亮¹

Satoru Maruyama Ryo Katsuma

概要

経験の浅い騎乗者が乗馬経験のほとんどない人に対して指導を行う際に、的確に改善点を見出して指摘することが難しい場合がある。そのため、加速度センサを利用して騎乗状態を可視化することで指導の支援を行うことが期待されている。適切な騎乗姿勢は馬の動きに大きく影響されるため、騎乗者に加速度センサを装着してデータを取得するときは、同時に馬の動きもセンシングする必要がある。そのため、騎乗者とは別に、馬の動きを推定するための加速度センサを装着しなければならない。乗馬における馬の動き方を分類すると3つの異なる歩様があり、馬に装着した加速度センサからそれらをできるだけ正確に判別することが求められる。本稿では、鞍の後橋部分に装着した1つの加速度センサのデータから3種の歩様をできるだけ正確に分類するため、SVMを用いた分類精度の検証を行った。実際に約1秒間のセンシングを3種合計で481回行い、 n 項平均移動によるデータのノイズ除去方法がSVMで利用される多数のアルゴリズムで分類精度を改善できることが分かった。

1. はじめに

現在、大学馬術部では大学に入学してから初めて馬に乗る人が多数を占め、監督や外部のコーチが毎日すべての人間を指導するのは難しく、乗り始めて2,3年で乗馬指導をする立場になることが多い。馬に乗るうえで人間が鞍に接する膝、股、尻の部分が馬の動きに合わせて動き、体がぶれることなく安定した状態である必要がある。そのためには人間は平衡と柔軟な状態を保たなければならない[1]。しかし、この2つは感覚的な部分も多く、騎乗経験の浅い人間が騎乗者の姿勢を見ただけで的確にアドバイスを与えるのは難しい。そこで感覚的な部分に関して、定量的に判断できる数値に可視化することで、乗馬指導を効率化することが求められる。そこで加速度センサでデータを収集し、初心者が陥りやすいミスを検出できるようにすることでより間違った乗り方を素早く修正する新たな指導方法が期待される。馬術で使われている馬の歩様は表1のように3種類あり、歩様の違いによって適切

な騎乗姿勢が変わってくるため、それぞれの歩様に合わせたミス検出をできるようにしなければならない。そのため、まず馬の加速度データを基にどの歩様の運動をしているのかを判定し人の加速度データから姿勢の修正点を出す必要がある。さらに、歩様判定に使用した馬の加速度

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をが伝わる
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
駈足	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

データを利用して人だけの動きを抽出できるようにしたい。そのためできる限り人の加速度を計測している位置に近い部分で加速度を取得することが望ましい。既存研究では、馬の脚や背中などの複数個所に加速度センサを装着して馬の動きを推定する研究があるが[2] 加速度センサの数が増えると馬への負担も大きくなる。そのため、本研究では1か所のみに取り付けた加速度センサによる馬の歩様推定を行う。本稿では馬の加速度データを用いて歩様推定を行うために、 n 項平均移動によるノイズ除去法の適用可能性の調査と、SVMにおける各分類アルゴリズムのうちどれが適切に行うことが可能か機械学習ツールである Weka[3] を使用して検証を行った。

2. 関連研究

現在人間の行動推定や、スポーツの指導におけるセンシングの活用について多く研究が行われている。尾崎氏の研究[4]では加速度センサとジャイロセンサを用いてスケートニングの運動フォームを分析し、動作特徴と目標値のとの差を利用している。その差の絶対値が一定の閾値を超えた場合に、その動作特徴について指示を出す。また複数閾値を超えるものがあつた場合にはもっとも大きく離れているものについて指示を出す。目標値に関しては被験者よりもレベルの高い選手のデータを基に制作

¹ 大阪府立大学, Osaka Prefecture University, Sakai, Osaka
599-8531, Japan

している。また、自動コーチングの指示によって被験者の動きがどのように変化したかを検証している。また、小林氏の研究 [5] では、スマートフォンの加速度センサを用いて、歩行、走行、バスなどの 7 つの行動手段についての移動手段アルゴリズムの提案を行っている。移動手段が秒単位で次々に変化することはあまりないので判定後に一定期間のログを基に多数決を行い最終的な移動手段の決定を行っている。馬術分野においては Eckardt 氏の研究で馬場馬術における全身慣性測定システムの応用を行っている。この研究では人の複数部分と馬の脚部分に加速度センサ及びジャイロセンサを取り付けて上級者と初心者とのデータについて比較検討を行っている。

3. 環境設定

実際に乗馬の練習をする中で、それぞれの歩様の中で速度を変えたり、進行方向を変更したりしなければならない。そのため今回の測定では歩様の指定だけを行い、一定の歩様の中であれば、速度変更や方向転換は自由であるものとする。運動の範囲は加速度センサのデータ受信が安定する範囲内に限定して行う。馬術において横木を跨いだり、障害物を飛んだりすることもあるが本研究では考えないものとする。加速度センサの取り付ける場所は、直接馬に取り付けると加速度センサが運動中に外れるたり、汗などによる故障が発生したりする可能性が考えられるため鞍の後橋部分 (図 1) に取り付けた。また、データの取り始めと終わりはデータ取得が不安定になる場合があるため前後 t 秒間のデータは使用しないようにする。加速度センサーは馬の進行方向を前後の動きとしたときに、左右の動きを x 軸、上下の動きを y 軸、前後の動きを z 軸で取り付けを行った。



図 1: 鞍の構造

4. 予備実験

4.1 実験方法

今回は予備実験として馬に取り付けた加速度センサを用いて 3 歩様の分類をするためにどの機械学習分類アルゴリズムが最適であるか検証を行う。馬を動かす行動範囲として馬術競技の一つである馬場馬術が行われる $20 \times 60[m]$ の範囲でそれぞれの歩様について運動を行うようにした。馬に取り付けた加速度センサから得られたデータを 100 回 (約 1 秒) 毎に分けて特徴量を抽出した。特徴量として x, y, z 軸ごとに平均値, 最大値, 最小値, 分散値を出して歩様ごとのラベル付けを行い、機械学習ソフトウェアの Weka を用いて分類を行った。分類アルゴリズムとして SMO, J48 (二分木), Multilayer Perceptron, BayesNet, logistic, randomforest を用いた。データ数は常足 150, 速足 206, 駆足 125 の合計 481 個で行い、母数が少ないため一個抜き交差検証を用いてそれぞれのアルゴリズムを使用した。一個抜き交差検証とは一つのデータを除いて学習をして、その結果をもとに除いたデータについて分類を行い、それを全データにおいて行う方法である。今回の場合では 480 このデータを用いて 1 つのデータについて分類判定を行うというのを 481 個のデータすべてで行う。また、加速度センサにおけるデータは、加速度センサの感度誤差や同じ歩様での運動でも全く同じ動きはしないことからノイズが発生してしまう。このノイズの発生によって歩様推定に影響があるかどうかを合わせて検証を行う。今回ノイズ処理として n 項平均移動を利用した。 n 項平均移動は補正データを $S[t]$, 元データを $K[t]$ とすると次の式で表される。

$$S[t] = \frac{K[t] + K[t+1] + \dots + K[t+n-1]}{n}$$

今回は $n=3$ として計算を行った。データを平均移動処理を行って同様に平均値, 最大値, 最小値, 分散値を求める。また計算の都合上データ数が減少してしまうため計算した補正データを 98 個ずつに分けて計算を行った。

4.2 実験結果

それぞれのアルゴリズムの成功率をノイズ処理の有無と合わせて表 2 にまとめた。さらに、どの歩様で誤認識が発生したのかをノイズ処理をしていない場合を表 3 に、ノイズ処理した場合を表 4 にまとめた。

表 2: 分類アルゴリズムと成功率

分類アルゴリズム	成功率 (%)	
	処理無し	処理あり
SMO	94.1788	95.0104
J48	93.1393	90.8524
MultilayerPerceptron	95.0104	97.921
BayesNet	89.605	90.8524
logistic	96.0499	96.8815
randomforest	94.3870	95.2183

表 3: 無補正データを用いた分類アルゴリズムと各歩様の失敗数

分類アルゴリズム	常足	速足	駢足
SMO	1	4	23
J48	0	19	14
MultilayerPerceptron	1	15	8
BayesNet	1	24	25
logistic	0	10	9
randomforest	1	12	14

表 4: 補正データを用いた分類アルゴリズムと各歩様の失敗数

分類アルゴリズム	常足	速足	駢足
SMO	0	3	21
J48	3	16	25
MultilayerPerceptron	0	2	8
BayesNet	1	19	24
logistic	0	8	7
randomforest	0	9	14

4.3 考察

今回用いたどのアルゴリズムにおいても常足の判定についてはほとんど誤認がなかった要因は、y 軸方向の運動において常足が他の 2 つの歩様と比較して動きが小さいことが挙げられる。これは図 2 の y 軸分散値のヒストグラムからも理解できる。

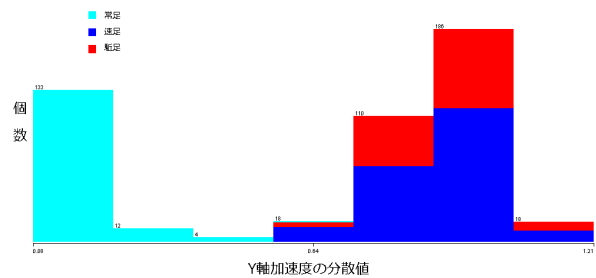


図 2: y 軸の分散値の

ノイズ処理をしていない場合、各分類アルゴリズムの成功率は BayesNet を除いて 90% 以上と高い推定精度を出すことができた。BayesNet は文章の単語をベースとした分類に使われることが多く、今回のようなノイズの大きいデータではほかの分類器と比較して精度が少し落ちてしまったと考えられる。また、今回の場合は探索木を用いた手法と比較して回帰による分類推定を行う手法の方が精度が高くなることが分かった。また、平均移動によるノイズ補正を行った場合と比較すると J48 を除いて精度が高くなった。J48 において精度が低くなってしまった原因は、もともとノイズ除去のメカニズムが組み込まれているうえに、さらなる n 項平均移動のノイズ除去操作によって判定基準となる数値が不明確化し、除去しきれなかったノイズにより誤認識してしまうためだと考えられる。

5. まとめ・今後の課題

今回馬の加速度データを用いて歩様推定を 90% 以上の精度で行うことができた。そして平均移動を利用したノイズ除去を行うことでさらに精度が上がる事が分かった。そこで別のノイズ処理を行ったときに精度がどうなるかについて検証をする必要がある。また、この結果を基に最終的な目標である乗馬指導に利用するため、各歩様で人の正しい姿勢の推定を行うための手段として利用していきたい。

参考文献

- [1] 今村安:今村馬術. (株) 恒星社厚生閣 1988-04-17
- [2] Falko Eckardt, Andreas Münz, Kersin Witte PhD: Application of a Full Body Inertial Measurement System in Dressage Riding *Journal of Equine Veterinary Science* 1294-1299 2014
- [3] The University of Waikato[NZ]: Weka3 <https://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/>

- [4] 尾崎惇史, 菅田雅彰:小型携行センサを用いた運動フォームの遠隔自動. コーチングシステムの構築教育システム情報学会誌 vol33,No.1,pp.22-30(2016)
- [5] 小林亜令, 岩本健嗣, 西山智:釈迦：携帯電話を用いたユーザー移動状態推定方式. 情報処理学会論文誌 voll.50 No.1 pp.193-208 2009-01