

# AIを用いたラート競技の乗り局面における重要な姿勢の特定

## Identification of important poses in mounting phase of wheel gymnastics using AI

北島 栄司<sup>†</sup>      佐藤 尚<sup>‡</sup>      宮田 龍太<sup>†</sup>  
Eiji Kitajima      Takashi Sato      Ryota Miyata

### 1. はじめに

「ラート」とは体操競技派生の採点競技であり、選手が行う演技の出来栄に対する実施点数 (E-score) と技の難しさを表す難度点数 (D-score) の2つの側面から採点が行われる。E-score は 6.0 点から減点方式、D-score は技の難度に応じた加点方式が採用されている。著者自身はこのラートの動作解析を行う研究者であり、大会に出場する選手でもある。ラート競技は主に3つの種目で成り立っている。

本研究ではラートを跳び越す種目である「跳躍」に着目する。ここで跳躍とは、選手がラートを転がし、そのラートに向かって跳び上がり、ラート上から宙返り等の技を行う一連の動作のことである [1]。また演技時間は経験的に 10 秒に満たないにもかかわらず、第1局面：助走、第2局面：跳び上がり、第3局面：跳び出し、そして第4局面：着地の4つの局面に分けられる。審判はラート熟練者のみに見られる洗練された動きと初心者のみを確認される典型的な動作欠陥を見抜くために、第2局面における選手の動作をとくに注意深く観察する。そのため、ラート競技の大会で高得点を狙うには、この第2局面で要求される卓越した動作の習得が最も重要であり、本研究でもその方針に従い、跳躍における一連の動作は細かい動きに分解して解析する。

これまでラート競技における跳躍の動作解析を行った研究 [2] は少なく、バイオメカニクス的な観点から動作の特徴を捉えた定性的な研究しか確認できておらず、依然として跳躍の動作とその演技点数の関係は不明瞭のままである。そこで、本研究では跳躍の動作を定量化し、E-score に直結する姿勢を特定する。本研究における動作解析は、姿勢推定モデルと呼ばれる画像に写った人物の関節座標を検出する深層学習を用いて行う。またラート競技で要求される非日常的な動作を検出するために、DeepLabCut [3] を使用する。独自モデルから得られた関節角度を基に第2局面における E-score を予測する回帰モデルをランダムフォレスト [4] で構築し、演技の良し悪しに影響する姿勢を明らかにする。

### 2. データと方法

#### 2.1. 参加者

本研究における参加者は4名である。撮影全体を通して、著者本人である1名の男性のみが被験者であり、残りの3名は審判として参加する。審判は被験者の跳躍演技に対する演技の出来栄減点、すなわち実施減点を行い、E-score を算出する役割を担う。なお、本研

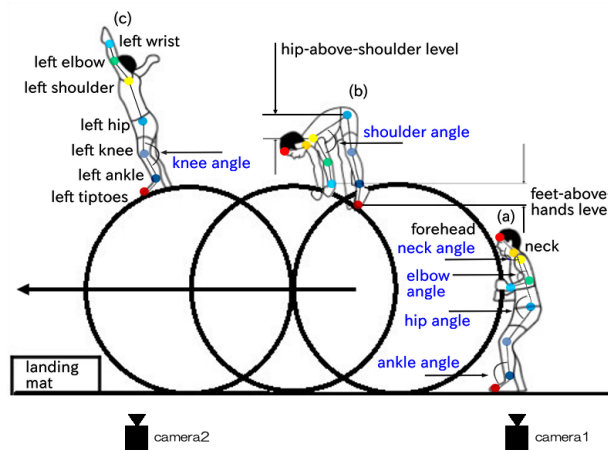


図1: 第2局面の概略図。DeepLabCutによる関節座標の定義および関節座標に基づいた関節角度を描画した。

究は琉球大学の「人を対象とした研究倫理審査委員会」の承認を得ている (承認番号 36)。

#### 2.2. 撮影条件

本研究での撮影は、琉球大学第一体育館にて行う。撮影は2つのカメラ (GoPro HERO7 Black<sup>§</sup>) を用いて行い、両カメラは助走エリアに対して直行する位置 (4.1m) に設置し、合計 75 個の動画データを収集する。

#### 2.3. 対象姿勢

ラート競技採点規則によると、「第2局面は、床の踏み切りから始まり、ラートから足で踏み切るまたは手での突き放す直前までである [1]」と記されているため、本研究における対象姿勢はラートに触れる瞬間の踏み切り (図1(a))、ラート上における屈身 (b) および跳び出し直前 (c) の3つの姿勢とする。

#### 2.4. 姿勢推定

収集した動画データに対して、DeepLabCut [3] を適用し、二次元の姿勢推定を行う。対象とする姿勢において図1に示されるような身体のキーポイント (関節点) 座標を取得する。なお、独自モデルの学習に 1,097 枚の画像データを用いる。

#### 2.5. モデル構築

本研究では、75 個のサンプルを用いて選手の関節角度を説明変数、実施減点 (E-score) を目的変数とするランダムフォレスト [4] の回帰モデルを scikitlearn [5] を用いて構築する。なお、跳び出し直前の姿勢に関し

<sup>†</sup>琉球大学大学院理工学研究科

<sup>‡</sup>沖縄工業高等専門学校

<sup>§</sup><https://gopro.com/ja/jp/shop/cameras/hero7-black/CHDHX-701-master.html>

表 1: 上位 5 個の特徴量重要度.

	重要度
ラート上における滞在時間	0.62
屈伸姿勢における左肩角度	0.12
屈伸姿勢における左膝角度	0.081
屈伸姿勢における左足首角度	0.035
踏み切り姿勢における首角度	0.030

て、ラート競技の採点規則には「選手はラートに接触している時間をできる限り短くしなければならない.[1]」と記載されているため、我々は「ラート上における滞在時間」も説明変数として採用し、第2局面におけるE-scoreの値およびその動作を決定づける重要な特徴量を推定する。

### 3. 結果

#### 3.1. 特徴量の重要度

表1に示すように、ランダムフォレストの学習から、「ラート上における滞在時間」が群を抜いて重要であり、次いで、屈伸姿勢における肩角度が重要な特徴量であるという結果が得られた。

#### 3.2. 決定木による可視化

ランダムフォレストの学習から得られた決定木の一例を図2に示す。この決定木では、「ラート上における滞在時間」特徴量を頼りにサンプルを分割している。その際に、ラート上での滞在時間が4.23秒より小さく、かつ左肩角度が88.5度より大きい場合における跳躍演技の減点が0.42であると考えられる。したがって、この特徴量の組み合わせが確認できる場面でのE-scoreは6.0から減点を引いた5.58点と予測できる。このE-scoreを表す跳躍演技の様子を図3(左側)に示す。

### 4. 考察

図3(b)について、肩角度が小さくなるのは、背中を天井方向へと引き上げる動作が不十分であるためだと考えられる。その結果、腰が図3(a)のそれと比較してラートの中心線から遠くなり、推進力が得られないため、ラート上における滞在時間が伸びてしまい、減点の高い演技となる。一方で、図3(a)に示される演技では、肩角度は大きく、腰が図3(b)のそれと比較して、ラートの中心線に近い位置にあり、体重移動がスムーズに行われている。したがって、ラート上での滞在時間を抑えられ、減点の少ない演技を実施できたと考えられる。

### 5. おわりに

本研究では、ラート競技の一つの種目である跳躍の第2局面の出来栄点数に相当するE-scoreを予測する機械学習モデルを構築し、高得点につながる演技動作の特徴を特定した。今後の跳躍は、肩角度を大きく保てるよう、屈伸姿勢時点において、背中を天井方向へと引き上げる動作を優先的に試み、減点を抑えていきたい。

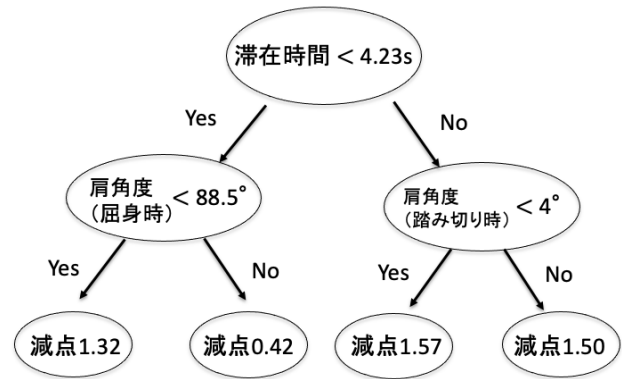
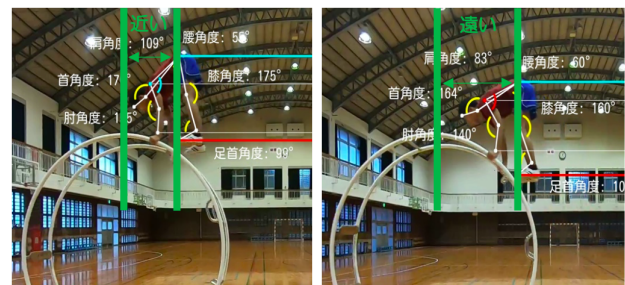


図 2: ランダムフォレストから生成された決定木の一例.



(a) 減点が少ない

(b) 減点が多い

図 3: 屈伸姿勢における肩角度の比較。(a)は肩角度が大きいが、(b)は小さい。(b)のように肩角度が小さい場合、腰の位置も低くなるため、体重移動が上手くできず、ラート上での滞在時間が延びてしまい、減点が大きくなる。

### 謝辞

ラート競技の跳躍について、教師ラベル付与をご担当頂いた琉球大学体操部OBの林孝治氏、上地陽史氏、護得久晋一郎氏に感謝する。

### 参考文献

- [1] 日本ラート協会 (日本ラート協会・ラートとは・競技概要) <https://www.rhoenrad.jp/wp-content/uploads/2020rule.pdf> (2021.06.08).
- [2] 深瀬友香子 (2012), 『コーチング学研究 第25巻 第2号』, pp. 137-147.
- [3] Mathis, A., Mamidanna, P., Cury, K.M. et al (2018). *Nat Neurosci* 21, 1281-1289.
- [4] Breiman L (2001), Random Forests. *Machine Learning*, 45: 5-32.
- [5] sklearn.ensemble.RandomForestRegressor <https://scikit-learn.org/stable/modules/generated/sklearn.ensemble.RandomForestRegressor.html> (2021.06.08).