



登攀動作に内在する練度の定量化

長濱 愛珠咲^{*1}浦西 友樹^{*2}Photchara Ratsamee^{*2}Jason Orlosky^{*2}竹村 治雄^{*2}

Abstract — 本報告では、暗黙的にのみ理解されているスポーツクライミングの登攀動作に内在される練度の定量化を試みる。スポーツクライミングとは道具を使用せずに自己の体のみを使用してクライミングウォールを登る競技であり、2020年東京オリンピックへの競技登録が行われたことなどから近年注目を集めている。クライミングでは非熟練者と熟練者の練度差の要因は明確にされておらず、クライミング技術のレベル向上のために登攀技術の定量化が望まれる。本報告では、登攀動作に内在する練度の定量化を実現するための提案システムの構成と、非熟練者と熟練者の登攀動作の定量的な違いを確認するために行った実験について報告する。

Keywords : スポーツクライミング, 登攀動作, 暗黙知, 定量化

1 はじめに

スポーツクライミングとは、道具を使用せずに自己の体のみを使用してクライミングウォールと呼ばれる壁を登る競技であり、クライマーはウォールに取り付けられたホールドと呼ばれる突起物を掴みながら登頂を目指す。クライミングは力だけでなくバランス感覚や柔軟性も重要となることから、女性や子供、高齢者まで幅広い層が楽しめるスポーツであり、2020年東京オリンピックの競技として採用されたこともあり近年注目を集めている。

クライミングでは定められたホールドだけを使用してスタートからゴールへと登るルートと呼ばれる課題があり、それぞれのルートには難易度(グレード)が与えられている。グレードはアメリカ式のVグレード、ヨーロッパ式のフレンチグレードなど複数の尺度が存在するが、日本においては柔道などと同様の段級グレードが用いられる事が多い¹。図1は3級のルートの例であり、赤丸で囲まれたホールドがルートで指定されていることを示している。このような人工壁のルートにおいては、グレードはルートの設定者により主観的に与えられ、定量的なグレーディングがなされていないのが現状である。

クライミングでは、より高グレードのルートに登れるクライマーが熟練者とされる。一方で低グレードのルートにおいても、熟練者とされるクライマーの方が非熟練者より“上手く”登ることが経験的に知られている。しかしながら、クライミングにおける非熟練者と熟練者の違いが何かは明確になっていない。そのため、登攀技術向上のための技術指導は経験者に蓄積



図1 クライミングウォールと課題の例
Fig.1 A climbing wall and a problem on the wall.

された暗黙知を以て、なおかつ試行錯誤的に行われている。クライミングの技術レベルを組織的に向上させるためには、登攀技術およびグレーディングの定量化と適切な支援手法の確立が望まれる。

そこで本研究では、登攀動作に内在する練度の定量化を実現するためのシステムを構築することを目的としている。練度を定量化するモデルを作成できれば、作成したモデルと入力された登攀動作から、より良い登攀動作とするための支援情報を導出でき、クライミング技術向上のための支援システム開発に繋がる。特に本報告においては、提案するシステムの構成と、非熟練者と熟練者の登攀動作の定量的な違いを確認するために行った実験について報告する。

以下、2節でスポーツクライミングとスポーツにおける身体動作解析に関する関連研究、3節で登攀動作に内在する練度の定量化手法、4節でこれまでに行っ

^{*1}大阪大学 大学院情報科学研究科

^{*2}大阪大学 サイバーメディアセンター

¹ボルダリング競技において

た実験について述べ、5節で本研究をまとめる。

2 関連研究

本節では、クライミングにおける登攀動作に内在する練度の定量化に関連した先行研究をまとめ、我々の研究との関連について述べる。

2.1 スポーツクライミングに関する研究

クライミングに関する研究には、クライミングをより楽しませるためのシステムの開発 [1] や、クライミングの練習をサポートするシステムの開発 [2, 3] など、様々なものが存在する。

中でも、登攀中の姿勢を推定して利用している研究として、Pfeil らはある特定のホールドが指定された際に最適な登り方をアニメーションで表示する手法を提案している [4]。この研究では、両手足がホールドにおいて停止している際の姿勢の維持しやすさについて評価し、その結果に基づいてルート全体の難易度を評価している。この難易度の評価は重心位置やウォールからの距離から計算した独自の指標である。また、4つのホールドを保持した停止姿勢の維持しやすさが評価されるに止まっており、ホールド間の遷移については考慮していない。また、Shiro らによる InterPoser では、非熟練者と熟練者の姿勢を画像から推定し、補間することで中間の姿勢の画像を生成する [5]。しかしながら、姿勢の補間は必ずしも練度のスケールと対応していない。姿勢を計測した上で優れたクライマーの特徴を評価する研究として、Sibella らはロッククライミングにおける体の重心の移動を計測、加速度からパワーを算出し、優れたクライマーほど少ないパワーで滑らかに移動する事を示した [7]。また、ClimbAX [6] では、クライマーの両手首に装着した加速度センサを用いて、クライミングジム内の活動から登攀中の動作を機械学習によって識別した。そして、識別した登攀中の動作からパワー、コントロール、スタビリティ、スピードという4つの指標を計算し、熟練者であるほどこれらの値が大きいことが示された。これらの評価は、単に優れたクライマーの特徴の一部を評価したものであり、登攀の練度の定量化として十分ではない。

2.2 身体動作の計測と解析に関する関連研究

身体動作データの解析から技術の定量化を試みる研究は、クライミング以外の様々なスポーツにおいても行われている。例えばバスケットボールでは、シュート時の身体の軌跡を重ね合わせて成功率の高いシュートフォームの特徴を調べる研究や [8, 10]、シュート動作を各区分に分割し、非熟練者と熟練者での重心変位量を比較する研究 [9] などが行われている。他にもゴルフでは、スイング時の腕とパターの軌跡を非熟練者と熟練者と比較した研究 [12] や、ボールを打つ瞬間の

加速度や腕を振り上げた時の高さなどを特徴量として、機械学習により解析を試みる研究 [11] などがある。さらに卓球においても、腕の軌跡や速度を非熟練者と熟練者と比較している研究 [13] が存在する。身体動作の解析はスポーツに限らず行われており、歩行者の足の上げる角度や踏み込む角度などを手がかりとして、機械学習により個人を認識する研究がある [16]。

これらの身体動作の解析に関する研究は、シュートやスイングなどの一連の似た動作を解析しているため、軌跡の重ね合わせや、腕の角度や位置の変位などを用いることが可能である。しかしながら、クライミングでは競技者間での動作が必ずしも類似せず、個人差が大きい。そのため、軌跡の重ね合わせや、特定の瞬間の身体の角度や加速度などを利用して解析することは難しい。

3 登攀動作における練度の定量化

本研究では、クライミングにおける暗黙知の定量化を目指し、図2に示すシステムを提案する。はじめに、登攀動作における熟練者および非熟練者の骨格の三次元動作を学習データとして収集する。本研究では、モーションセンサを使用することで、大量に熟練者および非熟練者の登攀動作を収集することを計画している。設置したモーションセンサで取得したデータはPCに送信する。このとき、図1に示すように、一つのウォール面には複数の課題が設定されていることが一般的である。精度よく登攀動作をモデル化するためには、登攀動作は課題ごとに分類して蓄積されることが望ましく、登攀動作の収集の際には、登攀した課題の種類とゴールの成否に関して自動でラベル付けされることが求められる。一方、課題の難易度についても、ルートセッターにより与えられたグレード情報を教師データとして保持する。ポルダリングにおいては、課題のスタートおよびゴールの際には「ルートにおいて決められたスタートまたはゴールホールドを保持」「全身が静止」「両足が地面から離れる」というルールに従うことから、これらの動作を検出することで、登攀動作の課題ごと、またゴールの成否ごとにラベルをつけて容易に収集可能と考えられる。また、本システムでは登攀者自身の最高登攀グレードを登攀者の練度として取り扱う。そのため登攀者はあらかじめ自身の最高登攀グレードを申告し、登攀データと紐付ける。

上のように収集したデータに対し、機械学習に基づく登攀練度定量化のため、モーションデータを入力として、登攀者の練度を出力するモデルの作成を試みる。使用するモデルは、LSTMを用いた行動認識 [15] 等の時系列データを用いた解析を行っている研究を参考に、ネットワークの構成や入力データの取り扱いに関

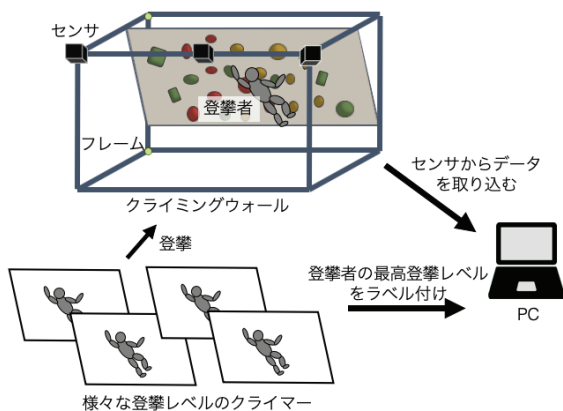


図2 提案システム概要
Fig. 2 A schematic overview of the proposed system.



図3 Notch センサ装着位置
Fig. 3 Sensor positions on a subject body.

して検討を進める。

4 実験

本節では、登攀動作における練度を定量化するシステム構築に際し、実際に非熟練者と熟練者の身体動作に違いがあることを確認するために行った実験について述べる。

4.1 実験内容

実験では非熟練者と熟練者の身体動作に違いがあることを確認するため、それぞれのモーションの時系列データを収集し、比較することを目的とした。本実験の実験環境として、民間のクライミングジムを用い、営業用の課題を実験対象とした。

データ収集の対象者は非熟練者と熟練者それぞれ1名、いずれも男性であり、非熟練者と熟練者の身長はそれぞれ1.70m および1.75m である。非熟練者も登攀可能な難易度のルートを設定し、対象者に登攀させた。民間のクライミングジムにおいて、環境設置型のモーションセンサは使用が困難であったため、本実験では、スタンドアロンで動作する加速度式モーションセンサ Notch[17] を用いた。データの収集を始める前に、Notch センサを腰、鳩尾、両腕、両腿の6点に装着した。図3にセンサの装着位置を示す。センサのキャリブレーションを行い、センサの動作確認と登攀に影響がないかの確認のため、事前に1つルートを登らせた。センサのサンプリング周波数は50Hzであった。本実験では、20秒ほどで登攀可能な短いルートを5つ指定し、非熟練者と熟練者に交互に登攀させた。登攀中は都度休憩を入れ、疲労が蓄積しないよう配慮した。データ収集に要した時間は約2時間であった。

4.2 結果

図4はあるルート²の登攀の様子のうち、非熟練者と熟練者で同一のホールドを保持している姿勢を切り出し時系列順に並べたものである。それぞれ同じホールドを保持していても、非熟練者と熟練者の姿勢に違いがあることが確認できる。

また、収集した非熟練者と熟練者のモーションデータから、腰の動きについて直立の姿勢からどれほど揺れ動いているかを確認した。図5は、登攀してもらったルートの中のルート5について、腰の動きを時系列で示したグラフである。熟練者の方が非熟練者と比較して、動きが直立の姿勢に近く、安定していることが確認できる。この点を定量的に評価するため、5つのルートのモーションデータから、直立姿勢を基準とした腰の揺れ動きについて、各時刻における変位量の二乗和を算出した(表1)。すべてのルートにおいて、非熟練者よりも熟練者の方が変位量の二乗和が小さくなり、熟練者の方が直立に近い安定した腰の動きをしていることがわかる。

表1 各ルートにおける腰の変位量の二乗和 [m²]
Table 1 Sum of squares of hip's displacement for each route [m²]

	熟練者	非熟練者
ルート1	0.218	0.328
ルート2	0.102	0.237
ルート3	0.140	0.354
ルート4	0.281	0.554
ルート5	0.499	0.695

²このルートにおいてはフットホールドの制約はない。

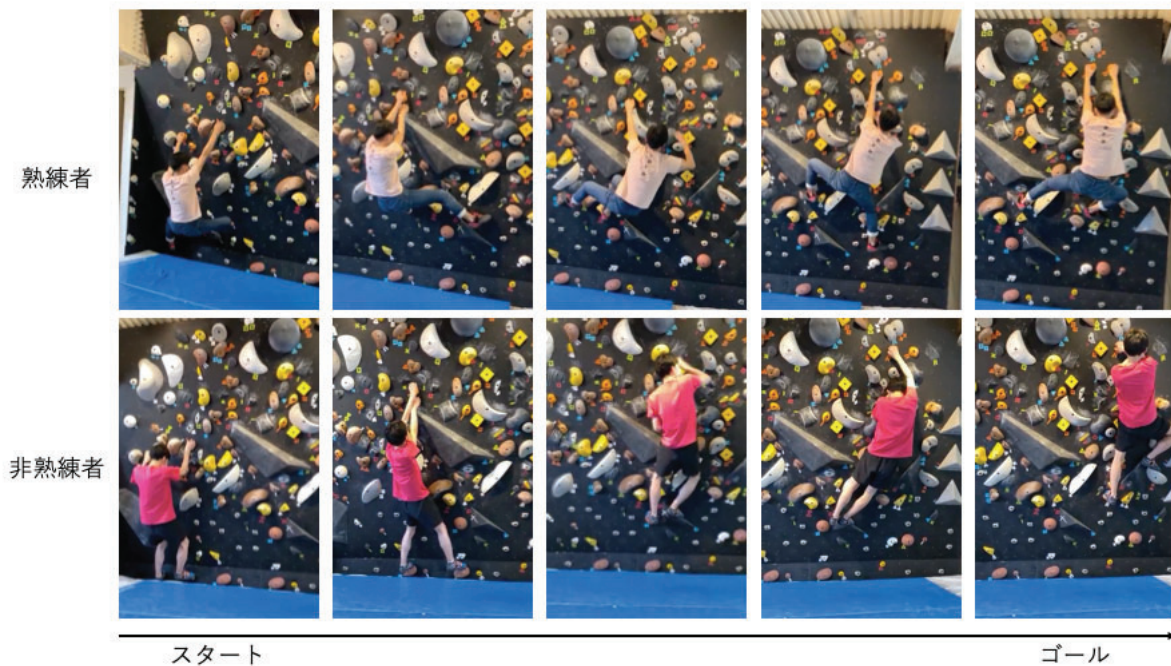


図4 非熟練者と熟練者による登攀の例 (上: 熟練者, 下: 非熟練者)
Fig.4 Attempts by an experienced and a novice climber.

4.3 今後の方針

登攀のモーションデータを効率良く収集するための実験設備として、クライミングウォールを建設した(図6)。ウォールのサイズは高さ 2.78m, 幅 4.20m であり、地面から 0.29m までは 90 度, 0.29m から上は 110 度の傾斜を有する。ウォールを設置したことにより、民間のクライミングジム等では使用が困難であった環境設置型のセンサの使用が容易となった。ウォールの周囲にはフレームがあり、そこに光学式モーションセンサをはじめとする各種センサを設置することを予定している。

5 おわりに

本報告では、スポーツクライミングの登攀動作に内在する練度の定量化を目指し、熟練者および非熟練者の骨格の三次元動作を学習データとした機械学習を用いたシステムについて述べた。モーションセンサを用いた予備実験からは、非熟練者と熟練者間の動作の安定性が異なり、学習データの収集により練度の定量化が可能であることが示唆された。

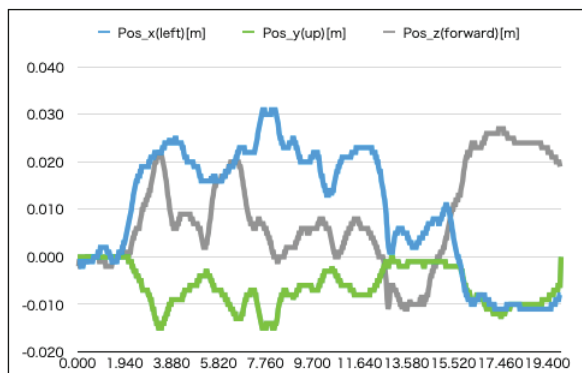
今後の予定として、まずは光学式モーションキャプチャシステムを用いた登攀動作の三次元位置計測が挙げられる。実験室内に建設したクライミングウォール周辺に環境設置型センサを用いて、各関節の絶対位置を計測することにより、より高い精度でのモーションデータ収集が期待される。さらに、これらのデータを解析することによる練度モデルの検討、および被験者

実験を通じて、提案システムの有用性を示すことを検討している。

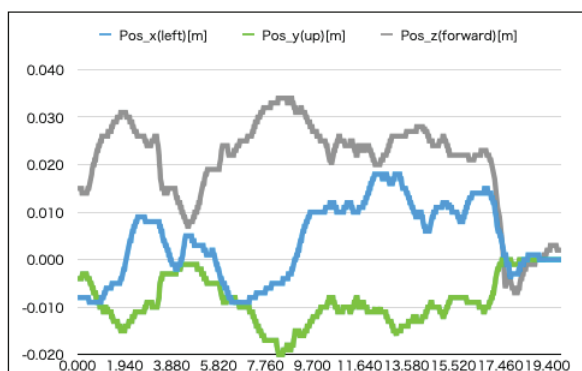
さらに、時系列データを用いた解析も検討する。関連する研究として、ダンス中の全身のモーションデータに対して、PARAFAC (Parallel Factor Analysis) で個人の特徴認識を行う研究 [14] や、時系列の加速度データを用いて日常の動作を識別するモデルを、1D CNN (Convolutional Neural Network) と LSTM (Long Short-Term Memory) を用いて作成し精度を比較している研究 [15] などが提案されている。今後はこのような研究を参考に、クライミングでも時系列モーションデータを用いて練度を定量化するためのモデルを作成していく。

参考文献

- [1] Raine Kajastila, Leo Holsti, Perttu Hämäläinen: The Augmented Climbing Wall: High-Exertion Proximity Interaction on a Wall-Sized Interactive Surface; Proceedings of the 2016 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, 758-769 (2016.5)
- [2] Florian Daiber, Felix Kosmalla, Antonio Krüger: BouldAR - Using Augmented Reality to Support Collaborative Boulder Training; CHI'13 Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems, 949-954 (2013.4)
- [3] Felix Kosmalla, Florian Daiber, Frederik Wiehr, Antonio Krüger: ClimbVis: Investigating In-situ Visualizations for Understanding Climbing Movements by Demonstration; Proceedings of the 2017 ACM International Conference on Interactive Sur-



熟練者



非熟練者

図5 腰の三次元位置の時系列データ (上: 熟練者, 下: 非熟練者)

Fig. 5 Hip positions of an experienced and a novice climber during an attempt.

faces and Spaces, 270-279 (2017.10)

- [4] Jonas Pfeil, Jun Mitani, Takeo Igarashi: Interactive climbing route design using a simulated virtual climber; In SIGGRAPH Asia 2011 Sketches, 2, 1-2 (2011.12)
- [5] Keisuke Shiro, Kazme Egawa, Takashi Miyaki, Jun Rekimoto: InterPoser: Visualizing Interpolated Movements for Bouldering Training; 2019 IEEE Conference on Virtual Reality and 3D User Interfaces (VR), 1563-1565 (2019.3)
- [6] Cassim Ladha, Nils Y. Hammerla, Patrick Olivier, Thomas Plötz: ClimbAX: skill assessment for climbing enthusiasts; Proceedings of the 2013 ACM international joint conference on Pervasive and ubiquitous computing, 235-244 (2013.9)
- [7] F. Sibella, I. Frosio, F. Schena, N.A. Borghese: 3D analysis of the body center of mass in rock climbing; Human Movement Science, 26(6), 841-852 (2007.12)
- [8] 井上 恭輔, 古茂田 和馬, 我妻 広明, 橘 香織, 小林 育斗, 藤井 範久, 阿江 通良: 車椅子バスケットボールのシュート動作に注目した三次元動作解析・床反力計同時計測データからの脳内身体イメージ可視化のてがかり; 人工知能学会全国大会論文集 第28回全国大会 (2014), 1F4OS06a1 (2014.5)
- [9] 坂井 和明, 白井 敦子: バスケットボール競技における3ポイントシュート成功率と重心変位との関係: 大学女子プレーヤーを対象として; 健康運動科学, 2(1), 9-20(2011.10)
- [10] 穂苅 真樹, 土岐 仁, 齋藤 剛: バスケットボール・シュートにおける上肢の三次元運動解析; 人間工学,



図6 クライミングウォール
Fig. 6 Climbing wall for an experiment.

43(2), 81-87(2007.4)

- [11] 吉田 智哉, 穂苅 真樹: ゴルフパターヘッドの三次元運動計測とニューラルネットワークによる打球結果の推定; 日本機械学会論文集, 86(884), 19-00411(2020.4)
- [12] 穂苅 真樹, 渡辺 嘉二郎, 栗原 陽介, 瀬川 友輔, 鳴尾 丈司: スポーツフォームの運動解析と計測 -ゴルフドライバースイングフォームの計測-; 計測自動制御学会論文集, 38(11), 922-930(2002.11)
- [13] Zhiqing Zhang, Ben Halkon, Siaw Meng Chou, Xingda Qu: A novel phase-aligned analysis on motion patterns of table tennis strokes; International Journal of Performance Analysis in Sport, 16(1), 305-316 (2016.4)
- [14] 前田 和甫, 大西 佳太郎, 小森 政嗣: 3相主成分分析によるダンス動作の個人特徴分析: Perfumeのモーションデータを例に; 電子情報通信学会技術研究報告: 信学技報, 112(412), 113-118 (2013.1)
- [15] 北村 和也, 小高 知宏, 黒岩 丈介, 諏訪 いずみ, 白井 治彦: 加速度データからの機械学習による行動認識; 福井大学 大学院工学研究科 研究報告, 68, 59-65 (2020.3)
- [16] 下久保 弘樹, 北 栄輔: Kinectを用いた歩行動作による個人認証; 研究報告数理モデル化と問題解決 (MPS), 2014-MPS-101(11), 1-2 (2014.12)
- [17] Wearnotch — Wearable 3D motion capture: <https://wearnotch.com/> (参照 2020.9.10)

©2020 by the Virtual Reality Society of Japan (VRSJ)