

画像に基づくけん玉指導支援システムの実現に向けた 簡易 MoCap による動作分析

Analyzing Kendama Motions Using a Simple MoCap for Realizing an Image-Based Kendama Instruction Support System

坂部 朋哉^{1*} 菊地 真人¹ 大園 忠親¹

Tomoya SAKABE¹, Masato KIKUCHI¹, Tadachika OZONO¹

¹ 名古屋工業大学大学院

¹ Graduate School of Engineering, Nagoya Institute of Technology

Abstract: Kendama is a traditional Japanese play. The attractive point of Kendama is its fast and furious but delicate movements. For instructors and beginners, it is not easy to explain the body movements of Kendama in using natural language. Hence, they need visualization of Kendama motions. Moreover, such a system should be easy to deploy. In this study, we are developing a Kendama instruction support system to assist beginners. A camera of smartphone is available to realize an easy-deployable system. However, cameras have the limitation of acquiring accurate three-dimensional motion. In addition, we should still consider the occlusion of the depth sensors of smartphones. This research aims to build a dataset with 3D body movements using inexpensive motion capture (MoCap) and movies. Our system will enable us to develop an easy and inexpensive framework for general sports using inexpensive MoCap. This paper presents the limitations of the image-based success/failure prediction system for one trick of Kendama, called Tomeken. Then, we show a body movement visualization system for Kendama using a simple MoCap. Finally, we conclude our remarks on the effectiveness of this system in supporting Kendama instruction, based on experts' opinions.

1 はじめに

けん玉は日本の伝統的な遊びであり、健康維持のための集中力やバランス力を養う運動としても親しまれている。けん玉の特徴として、勢いよく引き上げる大きな動作と、けん先とボールの穴の位置を合わせるような繊細な動作の両方が必要とされる点が挙げられる。けん玉に必要な身体動作を自然言語により説明することは、指導者と初心者の双方にとって容易ではない場合がある。よって、けん玉における身体動作を適切に可視化／分析することが求められている。ただし、システムの導入が容易であることが必須である。

本研究では、けん玉に必要な身体動作を初心者に説明することを支援するための、けん玉指導支援システムを開発している。システムの導入の容易さを考慮して、スマートフォン等のカメラの利用が好ましい。しかし、カメラでは映像上での2次元の動きの取得は可能であるが、3次元での正確な動きの取得に課題があ

る。また、近年のスマートフォンへの普及が進んだ深度センサを用いたとしても、手前の物体等により奥の物体が遮蔽される状態であるオクルージョンへの対応が課題となる。本研究では、この問題を解決するために、簡易的なモーションキャプチャ (MoCap) を用いて3次元の身体動作を取得し、画像とモーションデータの両方を用いて、画像上での2次元の身体動作から、正確に3次元の身体動作を取得することを目指している。本研究で得られる知見を用いて、安価な MoCap を用いることで、他スポーツ等にも安価かつ容易に適用可能なフレームワークを構築可能と考えている。

以降、本稿では、関連研究を示し、けん玉の指導について述べる。その後、画像に基づく成否予測システムの限界を示す。そして、簡易 MoCap による身体動作取得とそのけん玉指導への適用可能性について説明する。最後に、本システムのけん玉指導支援への有効性について専門家の意見を交えて考察する。

*連絡先：名古屋工業大学
〒466-8555 愛知県名古屋市昭和区御器所町
E-mail: tsakabe@ozlab.org



図 1: とめけんの動作の遷移

2 関連研究

けん玉に着目している研究として、VR空間でけん玉を行う研究がある。Kawasakiらは、VR技術を用いてVR内のけん玉のスピードを調節することでけん玉スキル獲得支援を行っている[1]。ボールのスピードを調節する機能が実装されており、実際のけん玉の慣れが期待できる。しかし、実際のけん玉と、VR空間のけん玉の違いについては、重さ・振動の違いがあり、感覚が異なるという問題がある。Goutsuらは、VR内のけん玉でユーザのスキルに合わせた難易度調整を行うために大皿という技について成否予測を行う[2]。例えば、技の途中で失敗と予測した場合にはVR内のけん玉の皿を大きくすることで成功しやすくする。本研究では、指導のために予測結果だけではなく成否予測の根拠を突き止める必要があり、目的が異なる。

また、スポーツ支援としてはモーションキャプチャや骨格推定モデルによって運動を分析する研究がある。例えば、Cheonらはゴルフのスイングに対してテンポ、リズム、スイングプレーンの関係を分析した[3]。この研究では、光学式モーションセンサを用いており大掛かりな設備が必要になる。しかし、けん玉の普段の練習に対して大掛かりな設備を用意することは難しい。本研究では、簡易的なモーションキャプチャを使用して分析を行う。さらにHiroakiらはウェアラブルセンサを用いて初心者のバッティングフォームの違いを分析し、野球初心者の打撃技術を効果的にサポートする研究を行った[4]。この研究では、身体以外ではバットにセンサをつけている。しかし、けん玉ではバランスが変わってしまうため、ボールやけん玉にセンサを取り付けることが難しい。骨格推定モデルを用いた動作の分析として、テニスやバスケットボールの選手の動作とボールの関係を分析した研究がある[5][6]。これらの研究では、骨格推定モデルOpenPoseを使用している。しかし、けん玉のような高速で繊細な操作を分析することは難しい。

3 けん玉と指導

けん玉は、ボール、けん、そして糸の3つの部品から構成される。けん玉の技は100種類以上あり、初心者から上級者まで技の難易度に応じて遊ぶことができる。上達のために、日本けん玉協会が定める級の認定に必要な技を練習することが多い。本研究では、けん玉初心者にとって難しい技であるとめけんを行う際の動作について分析を行う。

3.1 とめけんについて

とめけんとは、ボールを下に垂らして静止させた状態から、持ち手部分であるけんを鉛直方向に引き上げてボールを浮かせた後に、けん先をボールの穴に刺す技である(図1)。刺す時にはボールの穴が下を向いている必要がある。ボールの穴の反対から紐が出ているため、引き上げの際、斜めに力が加わるとボールが回転して失敗する。10級から6段まである級段位認定試験の中で、10級から7級はけん玉の皿に乗せる技が対象である。とめけんはその次の6級の合格に必要な技の1つであり、初心者にとって修得が容易ではない。ほとんどの初心者はとめけんに対して、けん玉上級者の指導を必要とする。この技の動作は大きく分けて前半と後半に分けられる。前半ではボールが回転しないように鉛直方向に真っ直ぐ引き上げる技術が求められ、後半では引き上げたボールの穴とけん先の位置を合わせる技術が求められる。

動作の前半のボールが回転しないように鉛直方向に真っ直ぐ引き上げる技術について、詳しく説明する。真っ直ぐ引き上げる際に初心者の典型的な失敗例が3つある。1つ目の失敗例は、肩や肘を中心としてボールを引き上げることである。この場合、引き上げ時のけんの軌道が弧を描き、ボールもけんの動きに影響されて傾いてしまう。初心者がボールを上へ引き上げると自然とこの動きになっていることが多く、指導者の指摘や自身の動作の確認で気がつくことが多い。指導では、引き上げる動作をゆっくりと上下に繰り返し、真っ直ぐ引き上げる感覚を掴む練習をする。また、真っ直ぐボールを引き上げるコツとして、膝を使い体の上下運動でボールを引き上げるやり方がある。手をなるべく動かさないことで、けんの軌道が弧を描くことを防ぐことができる。膝を使うことは、この技に必須の技術ではなく、他の多くの技において成功を安定させる1つの方法であると考えられる。2つ目の失敗例は、ボールを高くあげすぎることである。引き上げ時に完全にボールが傾かないようにすることは難しく、僅かな回転がかかってしまう。必要以上にボールを高く上げすぎることによって時間が経過し、結果的にボールが大きく回転してしまう。指導では、引き上げたボールの高さが

腹から胸あたりになるように注意する。3つ目の失敗例は、前半と後半の動作が分離できていないことである。引き上げ途中のボールに対して力が加わっている状態で、けんを動かしてしまうとボールが回転する。引き上げてから焦ってボールを迎えにいくと、この状況になりやすい。指導では、引き上げる動作が終わってから焦らずにボールを迎えにいくことを伝える。

動作の後半の引き上げたボールの穴とけん先の位置を合わせる技術について、詳しく説明する。ボールが傾かずまっすぐ上がった場合、引き上げたボールの穴とけん先の位置を合わせることは難しくない。例えば、とめけんの前半部分の難しさを軽減した、まわしとめけんという技がある。まわしとめけんでは、ボールを回転させてからとめけんを行うことで、先述の誤った引き上げ方でも遠心力により穴が下側に保たれる。これによって、初心者でもボールの穴とけん先の位置を合わせるだけで技を成功させることができるため、とめけんの準備の技としても用いられる。位置を合わせる技術において、ボールの穴はボールから出ている糸の反対側にあることから、ボールの糸穴に注目することが重要である。Itoらの研究では、けん玉をする初心者と上級者の視線の違いを観察し、けん玉上級者ほどボールの穴に注目していることを示した[7]。指導ではボール全体を見るのではなく糸穴を見てその下にけんを運ぶことを教える。

とめけんの成功に求められる2つの技術のうち、我々はボールが回転しないように鉛直方向に真っ直ぐ引き上げる技術がより重要だと考えた。引き上げた後の後半の技術は、ボールが傾かず真っ直ぐの場合は初心者でも難しくない。一方、ボールが傾いた場合は、ボールの傾きに合わせてけんの角度を合わせて刺すことで成功できるが、その状況に合わせて調整することは上級者でも難しい。成功率を安定させるにはボールが回転しないように引き上げる技術が重要になる。

4 画像に基づく成否予測システムの課題

4.1 成否予測について

本研究では、鉛直方向に真っ直ぐ引き上げる技術の成否について判定するため、技の前半部分である引き上げ動作の映像から技の成否予測をする。技の成否予測のために着目したのは、ボールと手首の2箇所である。

最初に、手首の軌跡から技の成否予測を行う手法(図2左図)について説明する。ボールが回転する原因は、けんを斜めに引き上げることであるため、けんを持つ側の手首のキャプチャを行う。手首の位置は、静止画に対して姿勢推定が可能な Mediapipe Pose を用いて推

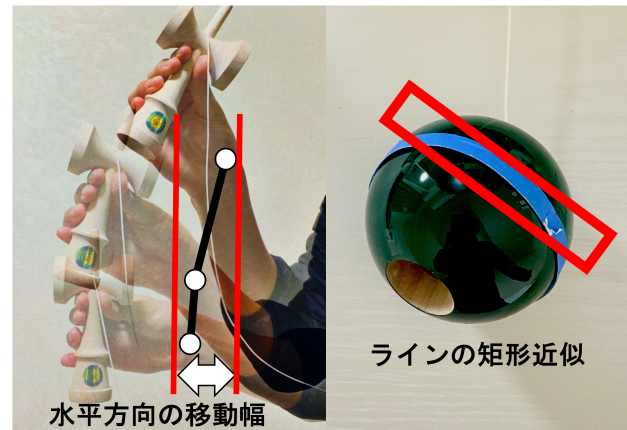


図 2: 手首の位置推定を用いる手法の例(左)とボールの角度を用いる手法の例(右)

定した。真っ直ぐ引き上げる場合は軌跡の水平方向の移動幅は小さく、斜めに引き上げた場合は軌跡の水平方向の移動幅が大きいことを考慮して予測すればよい。

次に、ボールの角度から技の成否予測を行う手法(図2右図)について説明する。本手法では、ボールにマーカとなるラインを引くことでキャプチャする。真っ直ぐ引き上げることができた場合は、ボールは回転せず初期状態と同じ角度である。ラインを色彩で判別し、さらに矩形の近似を行うことでボールの角度を算出する。ボールの軌跡の頂点において、ボール角度が15度以上傾いた場合に失敗と予測する。

手首の軌跡から技の成否予測を行う手法とボールの角度から技の成否予測を行う手法のそれぞれをけん玉熟練者の予測と比較し一致率を評価した。技の成否ではなく熟練者の成否予測と比較する理由は、技の成否には前半の鉛直方向に真っ直ぐ引き上げる技術の他に、後半のけん先とボールの穴の位置を合わせる技術に関わるからである。

4.2 評価実験と考察

手首の軌跡から技の成否予測を行う手法とボールの角度から技の成否予測を行う手法のそれぞれをけん玉熟練者の予測と比較し一致率を評価した。

評価実験では、けん玉の初心者6名がとめけんを10回行う動画データ(120fps, 1920 × 1080px)を収集した。そして60回分の試行に対して、とめけんの動画の引き上げ動作から技の成否をけん玉熟練者が予測し、それを正解とした。

図3は、引き上げ時の手首の軌跡から水平方向の移動幅を算出したヒストグラムである。図中の白棒および黒棒は、それぞれけん玉熟練者が成功と予測した場合と失敗と予測した場合の度数である。実験前は、真っ

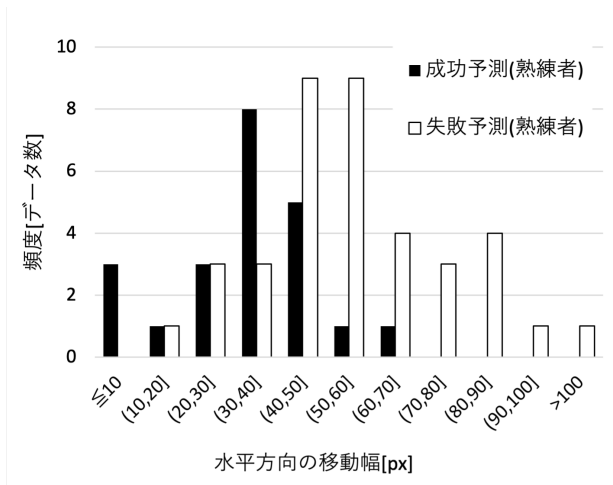


図 3: 手首の水平方向の移動幅別のヒストグラム

直ぐに引き上げた場合は水平方向の移動幅は小さく、斜めに引き上げた場合は水平方向の移動幅は大きくなると予測していた。しかし、実験ではどちらの場合でも移動幅が似通ってしまった。20px から 50px の移動幅には、失敗予測と成功予測のデータがどちらも存在するため、単純な方法により、成否予測ができないことを意味している。40px 程度の移動幅が多いという結果になった原因は、姿勢推定において必ずしも手首の中心が検出されなかったからである。

図 4 は、ボールのマーカの読み取りを行い、傾きを算出したヒストグラムである。図中の白棒および黒棒は、それぞれけん玉熟練者が成功と予測した場合と失敗と予測した場合の度数である。システムが 15 度以上の傾きを失敗とする予測を行った場合、熟練者の予測が一致したのは、87%(52/60)であった。また、システムがボールの傾きを小さいと予測したが、熟練者が失敗と予測したデータが 5 件ある。これに関して該当のデータを確認したところ、ボールがカメラ側手前に回転していたため、システムが傾きを正しく認識できていなかった。この問題を解決するには、2 台のカメラで撮影し、一方のカメラ方向にボールが回転した時に、もう一方のカメラが回転を判定することで、改善が見込まれる。しかし、システムを容易に用いることができなくなるという欠点もあるため課題である。単体カメラでの成否判定には改良の余地がある。

画像に基づいた成否予測は、2つの課題がある。1つ目は、画像という特性上奥行き情報が失われることである。奥行き情報が失われると、引き上げ動作の奥行き方向の移動幅を取得することができず、技術の有無の判定が難しい。2つ目は、手首と推定する位置がフレーム間で異なることである。Mediapipe Pose で手首と推定される位置は画像上の 1px であり、人間が手首と判断する範囲よりも小さい。骨格推定による手首の位置推定誤差は、無視できないほど大きい。

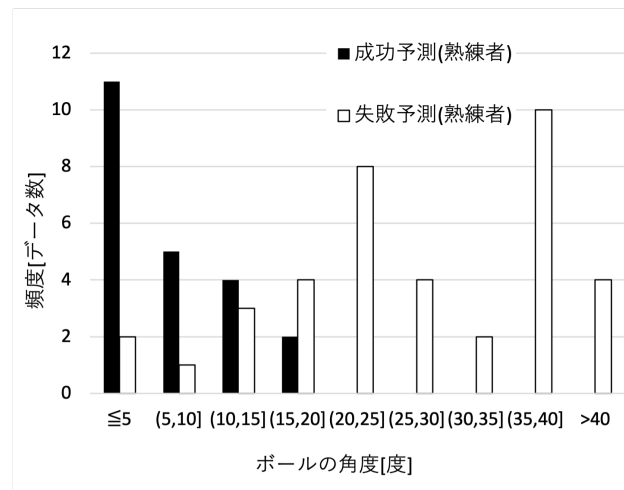


図 4: ボールの角度別のヒストグラム

5 簡易モーションキャプチャを使用したデータ取得

既存の骨格推定モデルを使用した場合は画像に基づいた成否予測が難しく、けん玉に特化したモデルを用いる必要がある。画像に基づいた予測の精度の向上には、けん玉動作の 3 次元のデータが必要である。本研究では、開発の第一段階としてけん玉動作の 3 次元モーションデータの分析を行った。

けん玉のモーションキャプチャは、軽量でけん玉の動作の邪魔にならないこと、高速な身体動作を記録するための高いフレームレートが求められる。しかし、高精度なモーションキャプチャは多数のカメラを設置するためのスタジオと、タイトのような全身スーツや多数のマーカを用いるため、高価であり、けん玉の動作の邪魔になる。それらの要件を満たし、安価であるモーションセンサとして、SONY 社が開発したモバイルモーションキャプチャ mocopi がある。mocopi は、6 つの小型センサのみでどこでも手軽に 3 次元でフルボディトラッキングを行うことが可能である。mocopi では、頭・腰・両手・両足の 6 か所に装着したセンサのデータから、全身の関節の位置・姿勢を推定する。したがって、けん玉において最も身体動作に対する影響が危惧される手首に関しては、リストバンド状の軽量なセンサを装着するのみであり、手首の動作を阻害しないと考えている。また、mocopi は 50 fps で全身のモーションデータを取得することが可能であり、高速な身体動作を記録するためのフレームレートとしては十分であると考えた。

mocopi が推定した全身の関節位置は、モーションデータとして保存される。全身の関節位置が Root からの階層構造でそれぞれ相対位置と相対角度を持っているため、3 次元の絶対位置で可視化を行うプログラムを作成した。これにより様々な角度からとめけんの

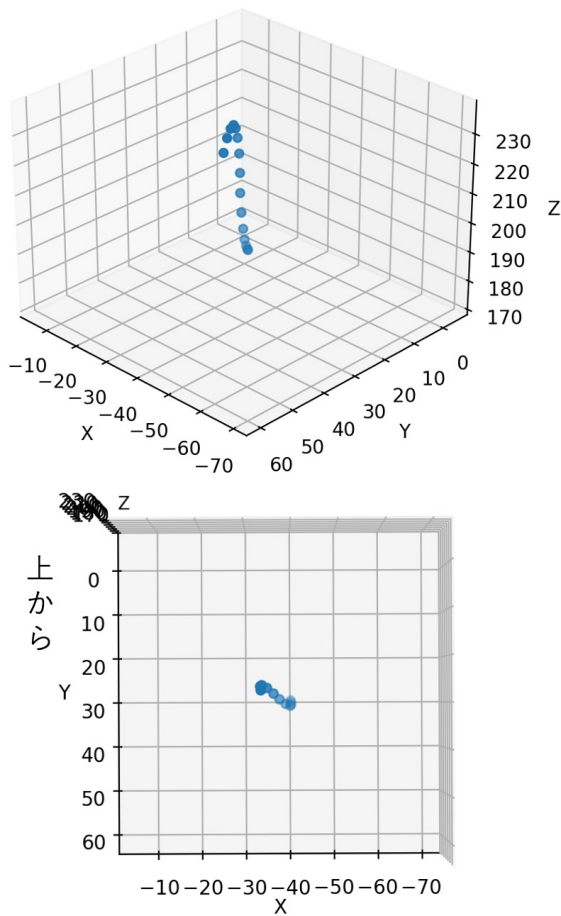


図 5: 適切な（垂直に引き上げた）場合の軌跡

引き上げ動作を確認することができる。例えば、上から動きを見ることで真っ直ぐ上げるという動きがどれだけでできているか分析することができる。

実験では4人のけん玉初心者に、mocopiの6つのセンサを全身に装着した状態でとめけんを10回ずつ試行させた。そして、mocopiのデータと実際の動きを見比べることができるように、同時に動画を撮影した。mocopiの使用中に、測定誤差が蓄積される傾向があることから、5回の試行毎にキャリブレーションを実施した。モーションデータから右手首の軌跡を可視化し、引き上げ動作時の身体動作を分析した。

6 結果と考察

表1に40回の試行における、とめけんの成功回数を示す。全体の成功回数は13回である。成功回数が5以上の被験者(B, C)を成功グループと呼び、5回未満の被験者(A, D)を失敗グループと呼ぶ。

成功グループについて、成功時の引き上げ動作の軌跡を図5に示す。図5は上から見た軌跡であり、引き

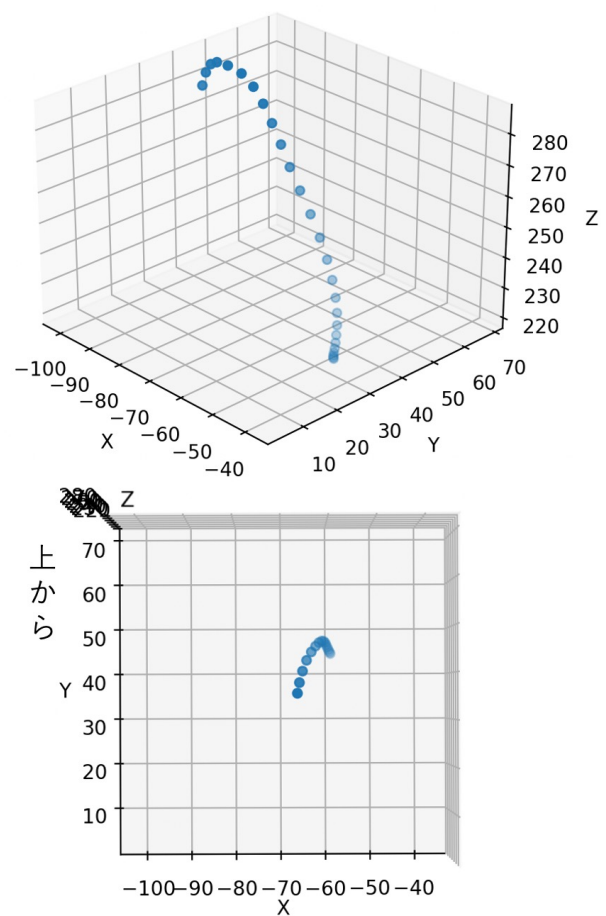


図 6: 不適切な（斜めに引き上げた）場合の軌跡

上げ動作が1マス分に収まっていることがわかる。また、引き上げ方の特徴として、勢いよく引き上げており、鉛直方向の移動距離が短かった。

失敗グループについて、失敗時の引き上げ動作の軌跡を図6に示す。図6は上から見た軌跡であり、引き上げ動作が2マス分に渡って移動していることがわかる。また、引き上げ方の特徴として、ゆっくりと引き上げており、鉛直方向の移動距離が長かった。

引き上げ動作時における初心者の典型的な3種類の失敗例について、MoCapによって得られた軌跡からの成否判定の可能性について考察する。

1つ目の失敗例は、肩や肘を中心としてボールを引き上げた場合である。この動作は、X-Y平面上での軌跡として現れる。この動作は、成功グループでは観察されず、失敗グループでは3~5回が観察された。図6は、失敗例を表しており、上から見た軌跡、すなわち、X-Y平面上での動きが、図5と比較して、Y軸方向に大きく変化していることがわかる。よって、X-Y平面上での変化の大きさを、失敗判定に利用可能と考える。

2つ目の失敗例は、ボールを高く上げすぎた場合で

表 1: 被験者ごとの成否回数の内訳

被験者	成功回数	失敗回数
A	1	9
B	7	3
C	5	5
D	0	10

ある。この動作は、Z軸上での軌跡の変化として現れる。この動作は、成功グループではほとんど観察されなかった。一方で、失敗グループでは、50%の試行において観察された。本件に関しては、軌跡からの成否判定が困難であることがわかった。なぜならば本失敗時において、軌跡からは引き上げ動作が正常であるといえる。しかし、僅かにX-Y方向の力がボールに与えられており、その結果、ボールが回転していた。ボールの回転により、ボールの穴が不適切な位置に移動したため、とめけんに失敗した。すなわち、軌跡のZ軸方向の変化のみでは、成否判定が困難であると考えられる。

3つ目の失敗例は、前半と後半の動作の切り替えが不適切な場合である。前半では真っ直ぐな引き上げが求められ、後半では引き上げたボールの穴とけん先の位置合わせが求められる。後半では、ボールの穴とけん先の位置合わせの前に、けんが上昇するボールを避けるための動作が必要である。前半でのZ軸方向の加速が終わる前に、後半のX-Y軸方向の動きが加わることで、ボールが鉛直方向から傾いて上昇する。従来は、アルファベットのDの形に沿って、けんを動かすように指導していた。すなわち、Dの縦線のように垂直にけんを持ち上げ、ボールの加速終了後に、Dの弧の部分のようにけんを動かすことを指導していた。しかし、実際には、Dのような軌跡が観測されなかった。これは、指導方法の誤りであると考えられる。本当にDのように動かすには、ボールの加速終了時に、けん動きを急激に止める必要がある。この動作は、本来不要な動作である。結論としては、従来理想と考えられていたD形を想定した、軌跡に基づく判定は利用できないと考えられる。

上記3点について、3名のけん玉指導者と、引き上げ時における失敗を導くボールの水平移動について議論した。引き上げ動作終了時付近における水平方向の移動は、適切な指導法であると考えられている。一方、前半の引き上げ動作と後半のボール回避動作を分けるという従来の指導法を見直す必要性について指摘された。すなわち、本研究で得られた知見から、従来の常識を覆すようなけん玉指導法が得られる可能性がある。また、指導者として、とめけんよりも複雑な技の説明がより難しいことから、他の技に関しても同様の分析が有効であろうという意見があった。以上より、本システムのけん玉指導における有効性が示唆された。

7 おわりに

本研究では、画像や簡易なモーションキャプチャによるけん玉学習支援システムの実現に向けて動作の分析を行った。けん玉初心者4名のとめけんの引き上げ動作を分析し、引き上げ時の水平方向の移動幅では、成功と失敗の動きが判別できないことがわかった。その理由として、ゆっくりと引き上げた場合は僅かな回転が時間経過で傾きにつながることで、引き上げが終わる際には左右に動いていることが挙げられる。本結果をけん玉指導者と議論したところ、従来のけん玉指導法の改善に繋がる可能性が示唆された。本実験で得られたデータは、けん玉指導の検討に役立つのみならず、新たなデータセットの構築にも期待できる。

参考文献

- [1] H. Kawasaki, S. Wakisaka, H. Saito, A. Hiyaama, M. Inami, “A System for Augmenting Humans’ Ability to Learn Kendama Tricks through Virtual Reality Training”, AHS’22, pp. 152–161, 2022.
- [2] Y. Goutsu, T. Inamura, “Instant Difficulty Adjustment: Predicting Success Rate of VR Kendama when Changing the Difficulty Level”, AHS’23, pp. 346–348, 2023.
- [3] M. Cheon, B. Khuyagbaatar, JH. Yeom, et al., “Analysis of Swing Tempo, Swing Rhythm, and Functional Swing Plane Slope in Golf With a Wearable Inertial Measurement Unit Sensor” Journal of Mechanical Science and Technology, Vol. 34, pp. 3095–3101, 2020.
- [4] I. Hiroaki, Y. Gotoh, “An Efficient System for Supporting Bat Swing of Beginners in Baseball Using Wearable Sensors” Journal of Data Intelligence, Vol. 1, No. 2, pp. 124–136, 2019.
- [5] T. Shimizu, R. Hachiuma, H. Saito, T. Yoshikawa, C. Lee, “Prediction of Future Shot Direction using Pose and Position of Tennis Player”, MM-Sports’19, pp. 59–66, 2019.
- [6] M. Nakai, Y. Tsunoda, H. Hayashi, H. Murakoshi, “Prediction of Basketball Free Throw Shooting by OpenPose”, New Frontiers in Artificial Intelligence, Vol. 11717, pp. 435–446, 2019.
- [7] M. Ito, H. Mishima, “Optical Information to Guide the Head and Handle Movements While Playing Kendama”, Ecological Psychology, Vol. 30, No. 3, pp. 250–277, 2018.

データと映像を用いたジムカーナ走行の振り返り

Reflection on gymkhana driving using data and video

時兼隆祐^{1*} 中小路久美代¹
TakahiroTokikane¹ KumiyoNakakoji¹

¹ 公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科

¹ Graduate School of Systems Information Science, Future University Hakodate

Abstract: Gymkhana racing drivers reflect on their own driving by using their own impressions as well as comments by others in order to improve their driving techniques and gain racing skills. This paper reports the result of the first-person observation of a gymkhana driver engaging in two course runs. The studied driver browsed the video data of the automobile, that of the drivers' operations inside of the automobile, and the acceleration data, and verbally reported what problems the driver became aware of, and how the driver could have addressed the problems. We discuss how a gymkhana driver develops embodied knowledge about gymkhana racing, where experiential linguistic expressions play an important role in the reflection process by using video and acceleration data.

1 はじめに

4輪ジムカーナは、モータースポーツの中では比較的参加の敷居が低い競技である。ジムカーナ専用車両で参加できるのはもちろんのこと、自家用車などの車両でも参加することができる。参加者も、プロのレーシングドライバから学生や一般ドライバまで幅広い。

本論の第一著者は、これまで4年間にわたり、自動車運転の基礎から始め4輪ジムカーナまで学んできた。自身の車両を使用して月1回開催されている地域のジムカーナ大会や北海道地区大会のミドルクラスに参加している。出場した大会では何度か表彰台に上がるなど、一定の成績を収めている。

車両を自由自在に操作できるようになるように何度も練習を重ねてはいるものの、競技中の車両の挙動を理解することのは難しい。ジムカーナでは、サーキット走行とは異なりベストの走行ラインというもの存在せず、ドライバの理想の走行ラインと実際の走行ラインのズレの修正や走行の理解に時間がかかることは珍しくない。

本研究では、ジムカーナドライバは、走行の振り返りをする際に、何に気づき、どのように運転操作を変えるのか、という問いに対し、身体的メタ認知理論[2]に基づいてドライバの体感を追究するとともにジムカーナにおける身体知の獲得を目指す。メタ認知とは、思考、身体部位の動き、五感的知覚(環境からの知覚)、自

己受容感覚(筋肉や関節を動かした結果としてどんな体感を得ているか)を体感・意識して外化する行為[3]を指す。メタ認知的言語化は、「身体がどう動き、どう体感しているかを言語化することによって、現在の身体では達成できていない身体動作が開拓され、身体知を獲得するための土壌ができる」[2]とされている。

本論では、構築した走行確認データブラウザ(図3参照)を活用し、第一著者自身を観察対象のドライバとして、自身の走行を振り返る一人称研究の手法[4]を採る。振り返りは言語化により行う。身体知の研究には、味わいの言語化と身体知の学びを研究者自身が行う研究[5]や、第一著者が研究者でありアスリートとして自身のスキルを学ぶ様態を描き出した研究[6]など、一人称研究が多くある。身体知の一人称研究の多くが研究者自身が観察対象となり、言語化を記録している。自身の体験の振り返りの言語化を通して、ドライバが自身の走行ラインや運転操作に対する理解を深めることを目指す。本研究の目的は、ジムカーナドライバが、言語化を用いて走行を振り返ることで、どのような気づき生まれるのかを明らかにすることである。身体的メタ認知理論を用いて、ジムカーナの新たな指導方法につながることを期待される。

2 ジムカーナ

ジムカーナとは、舗装路面に設定されたコースを競技車両が1台ずつ走行するタイムトライアルである[1]。

*連絡先：公立はこだて未来大学大学院システム情報科学研究科
〒041-0803 北海道函館市亀田中野町1-16-2
E-mail: g2123040@fun.ac.jp

ジムカーナには、2輪ジムカーナと4輪ジムカーナがあり、本研究では、4輪ジムカーナを対象とする。

コースは、駐車場などの広い平面に三角コーンが配置され、コースが決められている（例えば図2）。コースには、スラロームやS字コーナー、360度ターン（サイドターン）など一定の運転技術が必要なセクションがある。これらのセクションをできるだけ短時間で通過するためにはアクセルやブレーキなどのペダル操作とステアリング操作の熟達が必要となる。走行前には必ず、「完熟歩行」と呼ばれるコースを歩く時間が設けられており、各ドライバは完熟歩行でコースを覚え、走行ラインを考える。

コースやレギュレーションは大会や主催者によって異なる。ドライバはレギュレーションに合わせて車両の準備を行う。通常、2回の走行をおこない、その中のベストタイムで各ドライバが競い合い、最もタイムの短いドライバが1位となる。レギュレーションがあることで、参加ドライバは幅広く、車両も軽自動車やコンパクトカーから、スポーツカーまでさまざまである。

ジムカーナは30秒程度から2分程度のコースが設定されており、ドライバはその中でタイムを縮めていく。タイムを縮めるために着目するポイントにはいくつかある。例えば、1回目の走行でドライバが理想とした走行ラインを走行できたかどうか、運転操作にミスがなかったかどうかなどである。理想の走行ラインを走行できていない場合には、理想と実際の走りのズレの修正を行う必要がある。運転操作でミスをした場合には、その修正が必要である。実際に、完熟歩行をした後に走行をおこなうと、三角コーンから次の三角コーンまでの距離が思ったよりも短いことや、車両の挙動がコントロールできないといったことがある。理想通りに走行できていたり運転操作ミスがなかったにも関わらず、良いタイムがでない場合は、理想の走行ラインや運転操作の認識が誤っている可能性がある。

修正をする際には、ドライバは直前の走行を振り返る。振り返りには、ドライバが、自身の運転操作や走行ラインに対する車両の挙動変化を感じ取った体感が大きく影響すると思われる。ドライバは、ドライバの体感として上手くいったセクションや失敗しセクションを振り返り、映像やデータから具体的な原因に気づくことが多い。多くのドライバは、コースの各セクションで上手く走れたと感じるセクションや失敗したと感じるセクションを把握している。ドライバの体感と運転操作に対する車両挙動の変化を把握することがタイムを短縮する上で重要であると考えられる。

3 ジムカーナ走行の言語化

3.1 身体知の獲得

本節では、身体知獲得のプロセスを考察する。

まずは、陸上競技を例に考える。ある短距離選手が100mのタイムを縮めるために練習をしていた。自身の走りを振り返り、他の選手に比べ歩幅が小さいことに悩んでいたため、歩幅を大きくする練習をおこなった。その際、自身の走りを振り返り、足を大きく振り出す意識をして走っていたのを、腰から動かす意識に切り替えて走るようにしたところ、タイムが縮んだという経験があったとする。この場合に重要なのは、腰から動かす意識に切り替えたことではなく、その意識に気づいたということである。この気づきが身体知の獲得であると考えられる。

これをジムカーナにおける身体知の獲得に適用してみる。ジムカーナコースの特定のセクションにおいて、セクションを早く通り抜けるために「ブレーキをグッと踏み、小さく旋回する」ことを意識して走っていたところ、「グッと踏むのではなく、もっと手前から減速を開始する」や「そもそも走行ラインを間違っているのではないか」ということに気づき、意識を別の方向に向けることで、タイムが向上するといったことが考えられる。この場合の身体知の獲得を陸上競技の例と照らし合わせて考えてみると以下ようになる（図1）。

	陸上競技	ジムカーナ
取り組む課題	歩幅を大きく走る	早く1セクションを抜ける
思いついた対処法	つま先を速く付く	ブレーキをグッと踏んで小さく旋回する
獲得した身体知	腰を回すように動かす	もっと手前から別の走行ラインを考える

身体知の獲得のために言語化を用いる

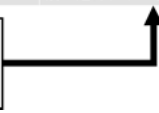


図1: 身体知の獲得の図

図1では、どちらの場合も課題に対して最初に思いついた対処法を何度も試行するうちに、別の視点に気づき、意識をそちらに向けることで課題が解決される。本論では、ジムカーナの走行を、身体の体感はもちろん、車両の挙動やデータを用いて振り返る。振り返りでドライバの体感と車両挙動の変化から誤りやそれに対する対処法などに気づくことを身体知の獲得と捉える。

3.2 体感的言語表現

ドライバは、車両挙動を身体で感じる。車両挙動を身体で感じるというのは、車を運転し、ハンドルを右に切ったときに車がすぐに旋回を始めるのか、ハンドルの操作量に比例し車両が旋回をするのかといった反

応を感じ取ることである。物理学に基づくと、タイヤの摩擦、車速、車重から計算して適切な運転操作が分かるかもしれないが、ドライバは運転中に計算しているわけではなく、車の反応を身体に体感として直感的に受け取る。本論では、ジムカーナ走行中のドライバの体感を言語化した表現を「体感的言語表現」と呼ぶ。

体感的言語表現には、「グッと」や、「じわー」、「いい感じ」などの表現がしばしば用いられる。これらの言葉が指すところは、ドライバによって異なることはもちろん、車両やコースなどの走行環境によっても異なる。

言語化は、正しいかどうかを判断するためではなく、現在自分の身体の振る舞いに生じている問題点を解決すべく、「つぎはこれこれこうするのだ」という未来への目標やゴールを言葉にしているものと考えられる [7]。

体感的言語表現は、ジムカーナでのドライバ同士の会話の中で頻繁に使用されることがある。ドライバ同士で走行後にコースやドライビングについて話し合うときに、「スラロームの進入はじわーと車の向きが変わるのを感じながら進入するのが良い」とか、「タイヤを縦に使うグッと止めてからハンドルをパキッと切ってサイド(ブレーキ)を引いて(サイド)ターンしないと小さく回れない」と自然に用いられる。しかしながら、「じわー」、「グッと」、「パキッと」というような言葉では、操作方法はわかっても、それがどの程度の強さや速さなのか、自分の車両でも同様な操作がタイムにどう影響するのかということについては分からない。他者への運転指導時に用いられる体感的言語表現の理解が難しい理由の1つである。

4 データブラウザを用いた走行の言語化

運転操作映像は、車両挙動の原因を調査するために有効であるとされている [8]。本研究では、ジムカーナ走行の振り返りを、走行映像と運転操作映像を確認した後と、走行映像と運転操作映像に加え簡易的な計測データも同時に確認した後、それぞれ言語化した。最初に映像を確認し言語化したセクションを、簡易的な計測データを加えて再度確認した。

簡易的な計測データは、我々が過去に構築したスマートフォンの加速度センサを計測できる「測定用 WEB アプリケーション」を使用した [9]。このアプリケーションは、神村ら [10] の研究をもとに構築した車両の挙動を測定するための WEB アプリケーションである。このアプリケーションで収集した簡易的な計測データと、走行映像と運転操作の3つを同時に確認することが可能な HTML ページを構築し、それを用いて振り返りの記録をおこなった。

本論で言語化を行うジムカーナ走行は、2023年4月23日にグリーンピア大沼の駐車場で行われた「函館ジムカーナチャレンジカップ.Rd1」である。第一著者自身が走行し記録したデータを使用する。図2はその時のコース図である。走行は2回行われ、それぞれのタイムは45秒程度であった。

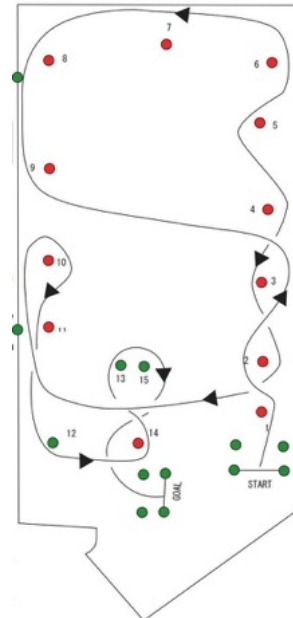


図 2: 「函館ジムカーナチャレンジカップ.Rd1 2023年4月23日」より抜粋

4.1 走行確認データブラウザ

走行映像と計測データを同時に確認する「走行確認データブラウザ」について説明する (図3)。

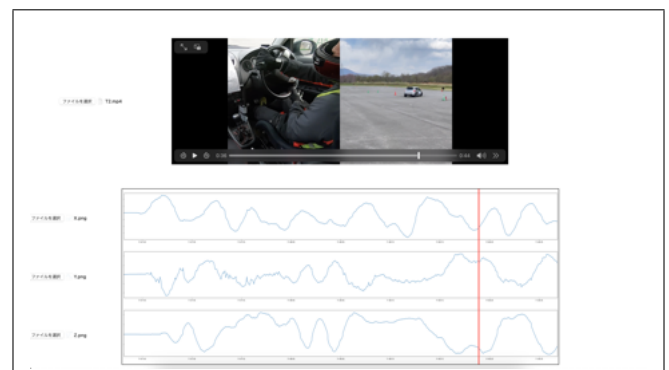


図 3: 走行確認データブラウザ

ページ上部には読み込んだ MP 4 ファイルが表示される。本論では、記録のために撮影した車両の走行映像と運転操作映像を結合した MP 4 ファイルを読み

込む。ページ下部は、計測データから時系列グラフを表示する。計測データは、CSV ファイルで決められたフォーマットに従っており、ヘッダーを選択することで選択したデータのグラフが表示される。本論では、このブラウザを使用して走行の振り返りを行った。

これまでに我々は、運転操作映像の画角や加速度の計測器を車両のどこに取り付ければ良いか調査してきた [9]。その結果を参考に、運転操作映像は助手席のヘッドレストに固定し、計測器は、ノイズが少なく済むようにコンソールにしっかりと取り付けた。

4.2 走行の言語化

言語化を記録した2回の走行のうち、まずは1回目の走行について言語化した (図 4)。初めに、走行映像と運転操作映像を確認した後の言語化の過程について説明する。

秒数	走行映像・運転操作の様子	コメント	走行映像・運転操作+データの様子	コメント
14	ハンドルを何度か修正している	ハンドル切る量とアクセルの踏む力があっていない	加速度の前後と左右が中途半端に振れている	走行ライン(アプローチ)間違いの踏みすぎ、ハンドル切りすぎ
18	車が綺麗に走っている	ペダルとハンドルのタイミングが合っている	綺麗な波形が見られる	操作のタイミングが合っている
26	ブレーキランプを見ている	ブレーキ残しすぎ。(減速しすぎている)	前後が中途半端に触れている	ブレーキ残しすぎ
33	走行ラインがずれている(オーバースピード)	ブレーキをグッと踏む	横方向がタイヤの限界	ブレーキを踏むのが遅いor走行ラインを間違えている(アプローチ間違い)
41	ペダルが踏めていない	ペダル操作に迷いがある	タイヤの横方向に余裕ある	もう少し踏めそう、限界をわかっていない

図 4: 1 回目の走行の言語化

図 4 より、映像の 1 4 秒あたり (図 7 参照) の運転操作の映像を確認した第一著者は、「ハンドルを何度か修正している」ことに気づき、「ハンドルを切る量とアクセルの踏む量があていない」と言語化している。この操作が確認されたのは、図 2 に示すコースの 7 番から 6 番を通して 5 番に向かうポイントで、本来であれば、7 番から右にハンドルを少し切った状態で、6 番あたりで大きくハンドルを切り、5 番に向かうべき地点である。映像では、ハンドルを左に切る操作が見られた。このハンドルを左に切る操作は、車両が右に進みすぎたことから一度外側へ進路を修正したことが原因である。車両が右に進みすぎた原因を、ハンドルを切りすぎた、またはアクセルの踏みすぎで車両が内側に巻いてしまった、と推測し、このような言語化になった。

次に、先ほどまでの映像に計測データも加えて確認した (図 7 参照)。同じく 1 4 秒あたりで、加速度データから「加速度が前後方向と左右方に中途半端に振れている」ことに気づき、「走行ライン (アプローチ) 間違い or 踏みすぎ、ハンドル切りすぎ」と言語化している。データでは、前後方向では一度小さく沈み込むような波形が見られ、一度減速していることが確認できる。左右方向でも小さな波のような波形が見られ、左右に加速度が小さく変化したことが確認できる。この

ような波形から、仕方なく減速している、走行ラインを修正していると推測し、このような言語化に至った。

さらにブラウザで走行を確認すると、3 3 秒あたり (図 8 参照) で走行映像を確認し、「走行ラインがずれている (オーバースピード)」ということに気づいた。また「ブレーキをグッと踏む」と言語化している。言語化されたのは、図 2 に示すコースの 1 2 番から 1 4 番にアプローチし 1 3 番に向かう場面である。1 4 番は小さく旋回するほど早いですが、映像では、三角コーンから大きく離れて旋回している。そのため無駄に走りすぎていると考え、もっと減速するためにグッとブレーキを踏むと言語化した。

次に、計測データを加えて同じく 3 3 秒あたりを確認したところ (図 8 参照)、左右方向の加速度データから「横方向がタイヤの限界」であることに気づき、「ブレーキを踏むのが遅い or 走行ラインを間違えている (アプローチ間違い)」と言語化している。この時、車両は旋回するためにタイヤの摩擦を最大限使用しているため、減速にタイヤを使用できない、つまりこれ以上減速ができなかったのである。そこで、もっと手前から減速を開始するか走行ラインを変える必要があり、ブレーキを踏むのが遅い、または走行ラインを誤ったとした。映像だけでは、もっとブレーキを強く踏めば良いと思われたが、データからそれも誤りであることがわかった。これは第一著者が車両の限界を把握できていないことが原因であると推測できた。

2 回目の走行も同様に振り返ってみる。2 回目もコースは変わらない。第一著者は 2 回目の走行を (図 5) のように言語化した。1 回目の走行の言語化と同様に、初めに映像のみを見た場合の言語化の過程から説明する。その後、計測データを加えた場合の言語化の過程を説明をする。

秒数	走行映像・運転操作の様子	コメント	走行映像・運転操作+データの様子	コメント
7	速度があまり出ていない。ブレーキランプが光っている	低速だからブレーキいらぬかも	綺麗に振れている。タイヤの限界に達していない	減速なしで振られるのでは
16	ハンドル操作が難	走行ライン(アプローチ)間違え	データが中途半端	踏みすぎor走行ライン間違え
20	車が次の三角コーンに詰まっている	ペダルとハンドル操作のタイミングがバラバラ	スラローム特有の波形がバラバラ	ペダルとハンドル操作のタイミングが合っていない
30	車が綺麗に前荷重になっている	ブレーキがいい感じ	前後方向は理想の形(ブレーキング)	ブレーキをグッと踏んでいる、ブレーキをいい感じに残せている
38	減速と車の旋回に無駄がない	ブレーキのタイミングとブレーキの残し方がばっちり		
40	走行ラインが理想ライン	アプローチうまい、ブレーキとハンドルとサイドブレーキのタイミングが良い		

図 5: 2 回目の走行の言語化

3 0 秒あたり (図 9 参照) の走行映像を確認した第一著者は、車が綺麗に前荷重になっていることに気づき、「ブレーキがいい感じ」と言語化している。言語化されたのは、図 2 に示すコースの右カーブから 1 0 番に向かうアプローチである。1 0 番でドライブはサイドターンをしたいと考えており、その際のアプローチは強くブレーキを踏んで、できるだけ車両のフロント部分を沈み込ませる必要がある。強くブレーキを踏むために

はタイヤの摩擦を前後方向に利用する必要がある。映像では、車両がまっすぐの向きで強くブレーキを踏んで前荷重になっているのが確認できた。前荷重を確認できたことでブレーキングが成功していると考えこのような言語化に至った。

計測データを加えて、再び30秒あたりを確認すると、ブレーキを踏む直前に左右方向の加速度が一度小さくなる。そのタイミングで前後方向に加速度が大きく変化しており、縦にタイヤの摩擦を利用して強くブレーキを踏んでいることが確認できる。これを確認した第一著者は、「前後方向は理想の形(ブレーキング)」と気づきを述べ、「ブレーキをグッと踏んでいる、ブレーキをいい感じに残せている」と言語化している。

4.3 言語化によって気づいたコースの攻略

第一著者は、言語化を通して、車両が言語化された特定のセクションへ進入してくる時点で既に誤りがある可能性に気づき、言語化した走行データの直前や直後の映像やデータを確認した。セクションの前後やセクション間を確認し、車両がなぜそのような進入になったのかを考え、さらに前のセクションを振り返るなどと車両挙動の変化や、アプローチの修正をゴールからスタートに向かって考えた。そこで、原因の推測と修正方法を考えているうちにゴールからスタートに辿るようにコース攻略方法が見えてきた(図6)。

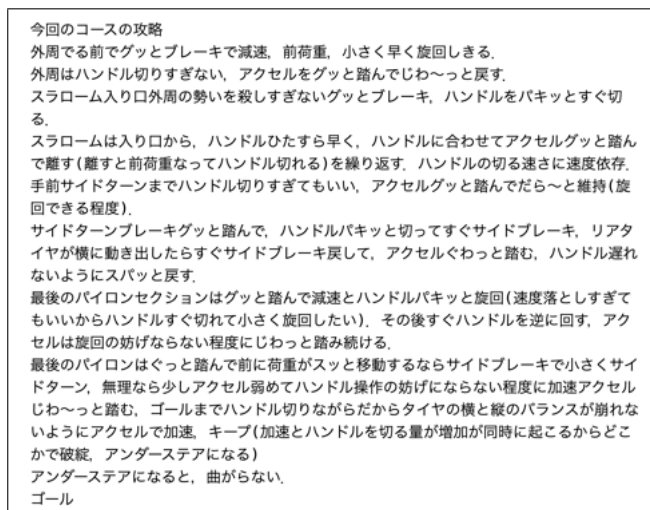


図6: コースの攻略を文章化したもの

普段のジムカーナ走行でも、走行を振り返ることはある。その際の振り返りは、失敗したセクションのみに限定され、セクション前後まで考慮していなかった。また、振り返りや修正も、「早くペダルを踏めば良い、もっと車を小さく旋回させたら良い」といったように、

感覚的に運転操作や車両挙動を考えており、具体的な理由がなく曖昧であった。

言語化によって、「ペダルを三角コーンに対してこの位置くらいで踏み始めたい、そのためにその直前ではハンドルを戻し、グッとブレーキで減速して小さく旋回する必要がある」というように、セクション前後のつながりを含めて考えられるようになっていた。これは、データや映像から、車両の限界を把握し、無駄な操作や体感のズレの修正に気づくことに、言語化が役立ったためであると考えられる。ドライバーとして熟達していくほど無駄な操作や体感のズレ修正は少なくなるだろう。しかし現時点では、第一著者の技術に対して、本論で用いた映像や加速度データ、そして体感的言語表現が、ドライビングの指導をしてくれたように第一著者には考えられる。

5 考察

ジムカーナにおける言語化は、自身のドライビングを振り返るだけでなく、体感の修正や車両挙動の感覚の学習につながると考えられる。

本論では、ジムカーナにおける身体知の獲得を目指した。特にドライバーが、映像やデータの何を見ていて何に気づき、運転操作をどのように修正をするのかという問いに対し、体感的言語表現を用いた言語化を記録し、ジムカーナ走行の振り返りを記録した。本章では、記録結果を考察し、ジムカーナにおける身体知の獲得の為のツールとしての言語化の有用性について述べる。

5.1 身体知獲得の為のツールとしての言語化

第一著者は、言語化によってジムカーナ走行の振り返りと同時に、コースの攻略のための運転操作やアプローチを体感や車両挙動の言語化から想像し、具体的な走行イメージができるようになった。言語化することにより、セクションごとに考えていた気づきや運転操作の修正、ドライバーの体感が、セクションの直前を振り返り、セクションの前後のつながりを考え、誤りの本当の原因となっている箇所気づくことにつながった。ジムカーナ走行の振り返りにおける言語化は、身体知の獲得のためのツールとなることが示唆された。

本論では、身体知の獲得のために、車両挙動やデータを用いて言語化をおこなった。第一著者の走行の振り返りでは、映像からは原因が運転操作の誤りであると推測したが、データを確認したところその推測も誤りであることが判明した。映像だけの振り返りでは、本来の誤りに気付けない場合があると考えられる。ジム

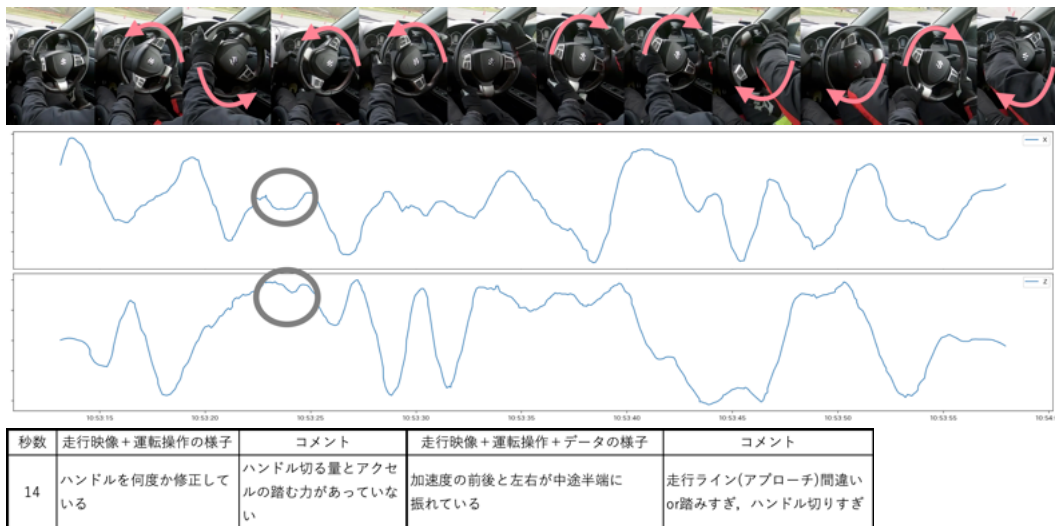


図 7: 1 回目の走行 1 4 秒前後のデータ

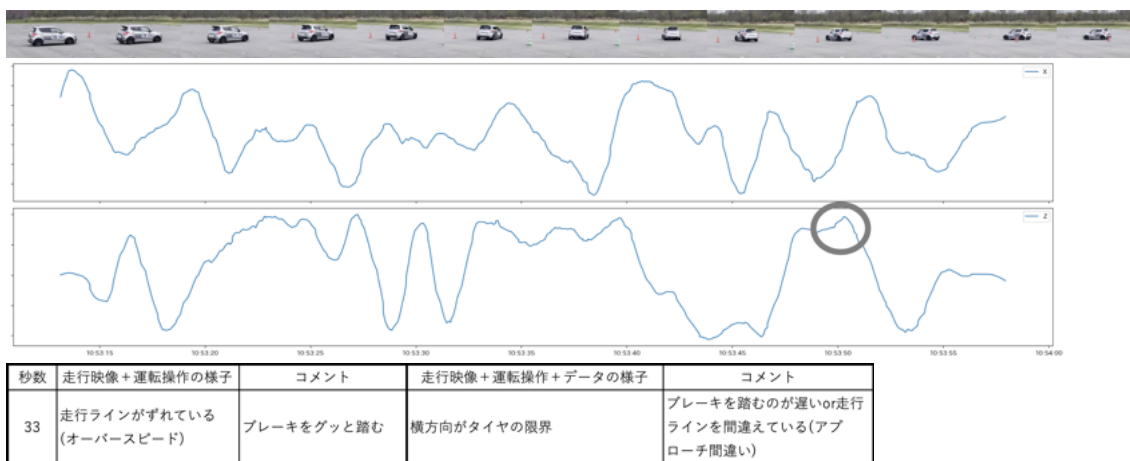


図 8: 1 回目の走行 3 3 秒前後のデータ

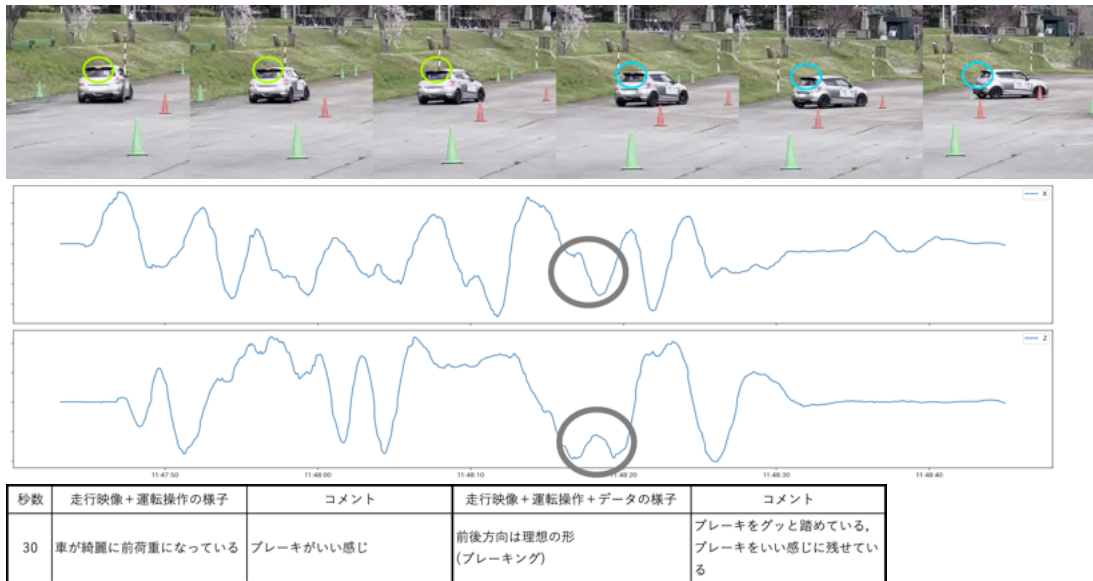


図 9: 2 回目の走行 30 秒前後のデータ

カーナ走行の言語化にはデータを用いることが重要であると考えられる。

ジムカーナにおける身体知の獲得とは、ドライバが体感の誤りに気づき、修正すべき運転操作がわかることであると 3.1 節で述べた。本研究では、ドライバは、映像とデータを確認し体感や車両の挙動を言語化して走行の誤りに気づいた。走行を振り返ることで誤りに気づくことは容易であるが、振り返りのツールとして言語化を用いることで、誤りの原因に思いが至り、よりの確な修正を推測できるようになったことが身体知の獲得につながると考えられる。

5.2 言語化の鮮度

記憶が鮮明であるほど多くの感情情報を言語化できる。鮮明で詳細の多い情報は鮮度が良い情報といえる。この鮮度は、身体知の獲得のための言語化にはとても重要であると考えられる。身体知獲得のためのツールとして言語化を行う場合、言語化するタイミングとしてはジムカーナ走行直後が理想的である。ジムカーナでは、コースが毎回変更されるため、せっかくコースの攻略が見えてきても現在の走行確認データブラウザを使用した言語化のプロセスでは同じコースレイアウトの 2 回目の走行に活かすことは難しい。鮮度の良い言語化を行うためのデータブラウザの改善が本研究の課題の一つである。

6 まとめ

本論では、第一著者が自身のジムカーナ走行のタイム短縮のために走行を記録し、体感的言語表現を用いた言語化ツールを使用して、ジムカーナにおける身体知の獲得の過程を記録した。ジムカーナ走行の言語化のための体感的言語表現は、各ドライバの感覚によって強度が変化する特徴がある。構築した走行確認データブラウザを使用して、実際に記録した 2 回のジムカーナ走行を振り返り言語化した。映像に計測データを加えることで、体感の誤りや、無駄な運転操作に気づいた。言語化することによって、これまで別々に考えていたコース上の各セクションが繋がって 1 つのコースとして捉えられるといったように、これまで気づいていたことよりも深い気づきが得られた。

身体知の獲得は、これまでスポーツなど人間の身体感覚を対象としている。人間が操作する車両であっても、言語化というツールを使用することで、スポーツの指導のように新しい気づきが生まれると考えられる。

7 謝辞

本研究の走行確認データブラウザの構築にあたり、渡部丈氏に助けていただきました。感謝します。研究のデータ計測を手伝っていただいた菊村苑香氏に感謝します。

参考文献

- [1] JAF, ジムカーナ
<https://motorsports.jaf.or.jp/enjoy/begin/gymkhana/>,
2023/6/15 閲覧.
- [2] 諏訪正樹, 身体知獲得のツールとしてのメタ認知的
言語化, 人工知能学会誌, 20(5), pp525-532, 2005.
- [3] 諏訪正樹, 身体性としてのシンボル創発, 48 巻 1
号, pp.76-82, 2009.
- [4] 藤井晴行, 創造という行為の研究について, 人工知
能学会誌, 28 巻 5 号, pp.720-725, 2013.
- [5] 大塚裕子, 諏訪正樹, 味わい言語化にあらあわれる
身体知の学び, 人工知能学会全国大会 (第 30 回),
pp1-5 2016.
- [6] 堀内隆仁, 諏訪正樹, 「アスリートとして生きる」と
いうこと: 競技・生活が一体となり身体スキルを学
ぶ様を描く物語, 認知科学, 27 巻 4 号, pp.443-460,
2020.
- [7] 諏訪正樹, 赤石智哉, 身体スキル探求というデザイ
ンの術, 認知科学, 17(3), pp.417-429, 2010.
- [8] Michelle M. Porter, Michael J. Whitton, Assess-
ment of Driving With the Global Po- sitioning
System and Video Technology in Young, Middle-
Aged, and Older Drivers, Gerontological Society
of America, Journal of Gerontology: MEDICAL
SCIENCES, Vol. 57A, No. 9, M578 – M582, 2002.
- [9] 時兼隆祐, 中小路久美代, 情報処理学会, 第 85 回
全国大会, 5ZF-05, pp.4-201-4-202, 2022.
- [10] 神村吏, 木谷友哉, スマートフォン搭載の加速度
センサジャイロセンサを使用した二輪 車の挙動収
集, 情報処理学会研究報告, Vol2012-ITS-48 No2,
pp1-8.

ドローイング学習支援システムへの アウトライン描画段階に対する自動評価機能実装のための 定量的特徴の解析および同定アルゴリズムに関する 基礎的検討

A Basic Study on the Outline Drawing Phase Identification Algorithms and Research of Drawing Features for Implement of Auto Drawing Assessment Function in Drawing Learning Support System

浅井 雄大¹ 香山 瑞恵² 舘 伸幸² 永井 孝³

Yudai ASAI¹, Mizue KAYAMA², Nobuyuki TACHI², and Takashi NAGAI³

¹ 信州大学大学院総合理工学研究科

¹ Graduate School of Science and Technology, Shinshu University

² 信州大学工学部

² Faculty of Engineering, Shinshu University

³ ものづくり大学

³ Institute of Technologists

Abstract: We have been building and operating a system to support a drawing learning. The purpose of this research is to add an automatic evaluation function for an outline drawing phase. In this paper, we investigate differences of drawing features between novice and expert, and consider whether the differences can be an evaluation metrics. In addition, to implement this metrics, we attempt to develop an algorithm to identify the end time of the phase.

1 はじめに

ドローイングとは、描画対象物(以下、モチーフ)を観察し、ストロークと呼ばれる濃淡をもつ線を用いて、その形状や質感を正確に描画することである。ドローイングは、美術教育における基礎的な技術として位置づけられ[1, 2], 美術入門者が最初に学ぶべき内容とされている[3].

永井らの先行研究[4]では、1回のドローイングを行う過程(以下、ドローイングプロセス)は8つの段階に分けられることを示している(表1参照)。このうち、1~5の段階は、用紙に対するモチーフの構図や比率、モチーフの形状を決定する段階である。以下、この段階を「アウトライン描画段階」と呼ぶ。ドローイングにおいては、モチーフの形状を正確に描画することが求められる。そのため、この段階の正しい描き方を修得することは美術入門者にとって重要である。

ドローイングを上達させるためには、学習者が自

表1: ドローイングプロセスの段階と内容

段階	内容
1	モチーフをよくみる
2	モチーフがどんな位置に置かれているかに注目する
3	画面に対してのバランスを考えながら構図を決める
4	ごく単純な形態の構成としてとらえる
5	モチーフの構造を分解的にみながら形をとらえる
6	モチーフのトーン・質感を描く
7	モチーフとそれ以外との関係を描く
8	ディテールを描く

身のドローイングプロセスや成果物を指導者に評価・指導してもらう必要がある。一般的にこのよう

な指導は、美術学校のような一対複数の授業形態で行われる。しかし、この授業形態では、指導者が学習者一人ひとりのドローイングプロセスを把握することが困難であり、評価・指導するために十分な時間を割くこともできない。

これらの問題を解決するためには、ドローイングプロセスを可視化する必要がある。また、ドローイングの定量的評価により、指導対象となるドローイングの発見および指導に十分な時間を費やすことが可能になる。そこで永井らは、ドローイング学習支援システムを構築した。このシステムでは、保存されたストロークの幾何的情報(以下、ドローイングデータ)からドローイングプロセスの確認やドローイングプロセスに対する定量的評価を行うことができる。

しかし、永井らの先行研究では、アウトライン描画段階における描き方に対する評価指標については、いまだ検討されていない。そこで本研究では、学習者と指導者のドローイングデータを解析し、アウトライン描画段階での描き方に対する定量的評価を行う仕組みを実現することを目的とする。

本稿ではまず、同段階における指導者と学習者の描き方の特徴の違いを調査し、明らかになった相違点が評価指標として利用可能かを検討する。またその評価指標をドローイング学習支援システムに実装するため、アウトライン描画段階終了時刻の同定アルゴリズムの開発を試みる。

2 先行研究

永井らの先行研究では、ネットワーク環境を用いた、美術入門者のためのドローイング学習支援システムを構築している。このシステムでは、筆記具としてデジタルペンを、学習プラットフォームとしてPloneで構築したLMS(Learning Management System)を利用している。デジタルペンが記録したドローイングデータをLMSに蓄積する。蓄積されたデータと図1に示したドローイングプロセスビューワを用いてドローイングプロセスを再生することができる。このビューワは、画面上部のドローイングプロセスを再生するエリアと、ドローイングプロセスを時系列解析した画面下部のグラフエリアから構成される。このビューワにより、指導者と学習者のドローイングプロセスが参照可能となる。また、各学習者のドローイングに対する定量的評価の内容を確認することができる。学習者は、これらの機能を用いて自身のドローイングと他者のドローイングとの比較、優れた描画技法の観察などを行うことも可能になる。

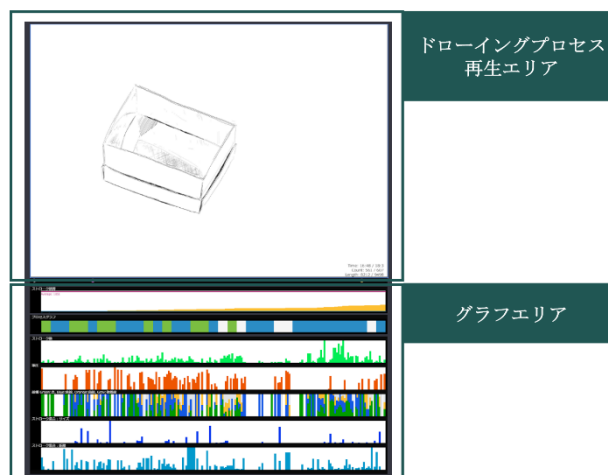


図1:ドローイングプロセスビューワ

それにより、自身のドローイングプロセスを内省することができる。

3 研究目的

先行研究をふまえ、本研究では、アウトライン描画段階での描き方に対する自動評価機能の実装を目的とする。この目的を達成するために、まず、同段階における指導者と学習者の描き方の違いを明らかにする。そして、その相違点が評価指標として利用可能であるかを考察する。具体的には、同段階における指導内容のうち、以下の2項目について、指導者が指導内容を意識したドローイングを行っているという仮定の下、指導者と学習者に違いがあるとして調査を行う。

- ・ストロークの本数(以下、ストローク数)を増やして描くこと。

- ・常にモチーフ全体を意識しながら描くこと。

この2つの指導内容をもとに以下の2つのResearch Question(RQ)を設定する。

RQ1:指導者のストローク数は学習者より多いか。

RQ2:ストロークが現れる位置の移動距離には、指導者と学習者の間でどのような違いがあるか。

また、RQ2までの解析で、評価指標としての利用可能性を見いだすことができたパラメータをドローイング学習支援システムに実装するためには、これらのパラメータを自動で算出する必要がある。そのためには、アウトライン描画段階終了時刻を自動で同定するアルゴリズムが必要となる。そこで、以下の2つのRQにしたがって、同定アルゴリズムの開発を行い、その実装可能性について検討する。

RQ3:全解析対象ドローイングのアウトライン描画段階終了時刻を同一時刻とする場合、個々のドロ

ーイングの終了時刻との差の総和が最も小さくなるのはどの時刻か。

RQ4:個々のドローイングの終了時刻に対する全解析対象ドローイング共通の終了時刻との誤差と、本稿で提案するアルゴリズムを適用した時刻との誤差に有意な差はあるか。

4 解析対象データ

4.1 予備解析の対象

本研究では、ドローイング学習支援システムのLMS上に蓄積された841個のドローイングプロセスデータを使用する。これらのデータは、2012-2022年までの11年間、美術専門学校のデジタルドローイングクラスにて収集されたものである。この授業は、デジタルペンを用いて、指定されたモチーフを規定時間内に描く授業である。規定時間は20分、用紙のサイズはA3(297[mm]×420[mm])であり、対象モチーフは紙箱(前半3回)と紙袋(後半3回)である。本研究では、予備解析の対象として学習者3名(以下、学習者A、学習者B、学習者C)と、指導者1名の計4名のドローイングデータを使用する。この学習者3人は、デジタルドローイングクラス内での成長の度合いが、ほかの学習者より高いと指導者によって判断された者である。成長の度合いが高い学習者を選出した理由は、本稿で見つかった指導者と学習者の相違点が、今後成長指標として利用できるかを検討する可能性があるためである。また、この学習者3人は、すべてのドローイングにおいてアウトライン描画段階終了時刻(後述)を定義することができ、かつ、熟練度が多様な描画者である。

4.2 アウトライン描画段階終了時刻の定義

本研究では、各ドローイングデータのうち、アウトライン描画段階の区間データに対して解析を行う。そのため、同段階とそのあとに続く段階を区切る時刻を定義する必要がある。そこで本研究ではこの時刻を、「1番最初のハッチングが描かれる時刻の前で、1番最後に引かれたストロークが記録された瞬間」と定義する。ハッチングとは、モチーフの明暗や質感を描画するために引かれる平行線の集合体である。なお、この時刻の推定結果は美術専門家へのヒアリングにもとづいている。以下、0[s]から表2、3に示した時刻までを、各ドローイングのアウトライン描画段階として解析を行う。また、ドローイング終了時点での成果物とアウトライン描画段階終了時点での成果物の例をそれぞれ図2、3に示す。

表2:アウトライン描画段階の推定終了時刻(紙箱)[s]

	1回目	2回目	3回目
学習者A	40	322	394
学習者B	695	70	243
学習者C	99	142	142
指導者	209	150	197

表3:アウトライン描画段階の推定終了時刻(紙袋)[s]

	1回目	2回目	3回目
学習者A	274	152	148
学習者B	386	311	159
学習者C	155	110	-
指導者	279	-	-

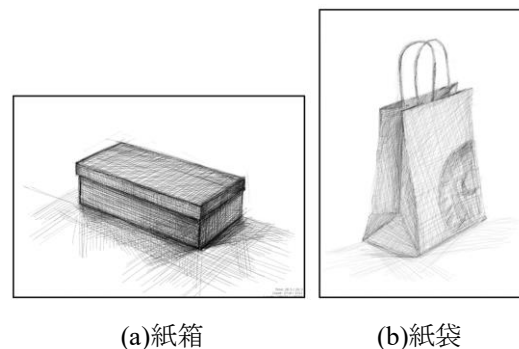


図2:ドローイング終了時点での成果物の例

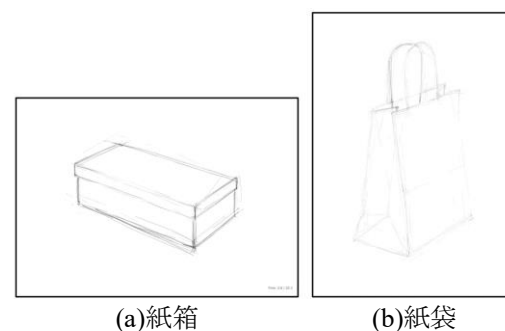


図3:アウトライン描画段階終了時点での成果物の例

5 RQ1:ストローク数

RQ1では、学習者と指導者のアウトライン描画段階のストローク数を比較する。

5.1 予備解析の結果と考察

まず、紙箱モチーフにおける指導者のストローク数の平均値は369[本]であった。紙袋モチーフにおい

表 4: 予備解析におけるストローク数(紙箱)[本]

	1回目	2回目	3回目
学習者 A	13	178	195
学習者 B	313	64	127
学習者 C	171	269	264
指導者	525	302	280

表 5: 予備解析におけるストローク数(紙袋)[本]

	1回目	2回目	3回目
学習者 A	137	74	138
学習者 B	347	334	192
学習者 C	311	188	-
指導者	541	-	-

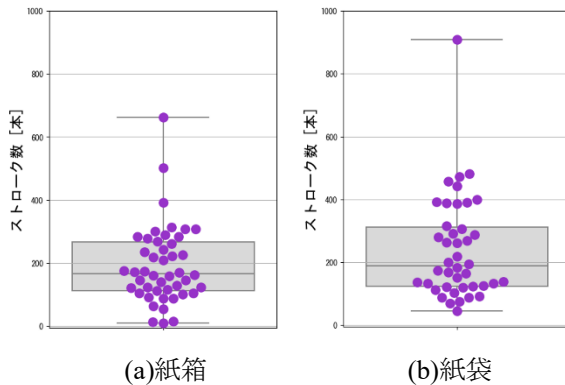


図 4: 追加解析におけるストローク数[本]

では、ストローク数が 541[本]であることがわかった。

また、表 4 より、学習者 B の紙箱 1 回目のドローイング(313[本])以外で、指導者のストローク数平均値が学習者より多いことがわかる。紙袋モチーフにおいては、指導者のほうが学習者の全ドローイングよりもストローク数が多いことが確認できた(表 5)。

5.2 追加解析の結果と考察

追加解析では、予備解析での傾向が 2015 年度の学習者 25 名にもみられるのかを確認する。本年度の学習者を選んだ理由は、学習者のドローイング能力のレベルが他年度より広範囲にわたっているためである。予備解析と同様の手法を、より広範囲のレベルの学習者に適用し、予備解析と同様の傾向がみられるかを確認する。また、今回は、アウトライン描画段階がみられない学習者については解析対象外とする。

追加解析の結果を図 4 に示す。図 4 では、それぞれの点が各学習者のドローイングにおけるストローク数を表している。予備解析と合わせて、105 個の学習者のドローイングのうち、101 個のドローイン

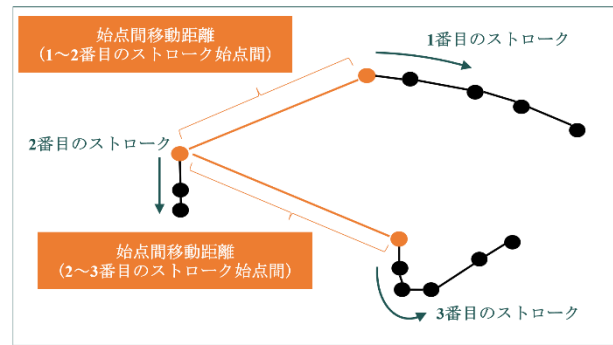


図 5: 始点間移動距離の概念図

グにおいてアウトライン描画段階におけるストローク数が指導者より少ないという結果となった。

この結果から、今回の解析対象においては、ストローク数を増やすように意識できていない学習者が比較的多いことがわかる。よって、アウトライン描画段階におけるストローク数は、学習者より指導者のほうが多いといえる。

6 RQ2: ストロークの移動距離

アウトライン描画段階では、常にモチーフの全体像を意識して描くように指導される。ドローイングでは、観察した箇所を描画し、再び観察を行うという手順を繰り返す。そのため、常にモチーフの全体像を観察しながら描くと、ストロークが常に全体的に現れると考えた。そこで RQ2 では、ストロークが現れる位置に着目して解析を行う。

6.1 始点間移動距離

ストロークを構成する座標群のうち、最初に計測された点をストローク始点とする。この点は、描画者が観察していた位置を反映する重要な点であると考えられる。よって、以下ではストロークの位置の代表値としてストローク始点を用いる。

また、図 5 に示すように、あるストロークの始点と、次に引かれるストロークの始点の距離(以下、始点間移動距離)を求める。学習者と指導者のドローイングに含まれるすべてのストローク間で始点間移動距離を求め、それらの合計値を比較する。その合計値が大きくなるということは、ストロークの移動が全体的に行われていることを示すのではないかと考えた。逆に、その値が小さければ局所的な描画をしていると考えられる。

6.2 予備解析の結果

まず、紙箱モチーフにおける指導者の始点間移動距離の合計値の平均値は 17186[mm]であった。紙袋

表 6:始点間移動距離の合計値(紙箱)[mm]

	1 回目	2 回目	3 回目
学習者 A	858	11372	13010
学習者 B	4272	2278	3854
学習者 C	5707	9293	10711
指導者	24120	13578	13860

表 7:始点間移動距離の合計値(紙袋)[mm]

	1 回目	2 回目	3 回目
学習者 A	8779	4493	5606
学習者 B	5702	6408	8887
学習者 C	9338	7853	-
指導者	21735	-	-

モチーフでは、始点間移動距離の合計値は 21735[mm]であることがわかった。

また、表 6 に示すように、紙箱モチーフにおいては、指導者のすべてのドローイングにおいて平均値が学習者より大きいことが確認できた。紙袋モチーフにおいても、指導者のほうが学習者の全ドローイングよりも始点間移動距離の合計値が大きいことが確認できた(表 7)。

6.3 予備解析の考察

6.3.1 解析結果をうけて

このような結果が得られたのは、指導者が常に画用紙を全体的に見てドローイングを行っており、ペンの移動量が大きいためであると考えられる。また、指導者と各学習者間での始点間移動距離の合計値の大小関係にはストローク数の大小関係と似た傾向がみられた。

6.3.2 ストローク数との相関

次に、始点間移動距離の合計値とストローク数の関係を確認した。その結果、紙箱と紙袋の場合の相関係数はそれぞれ 0.84 と 0.75 となり、いずれも強い相関を示した。ストローク数が増加すると、必然的にストローク始点の数も増加するため、始点間移動距離もおのずと増加すると考えられる。

6.3.3 線形回帰

紙箱を対象としたドローイングにおいて、ストローク数と始点間移動距離の合計値の散布図上に、指導者の点のみから回帰直線を破線で描いたものが図 6(a)である。この回帰直線の関係式の導出には、最小二乗法を用いた。この図において、回帰直線から最も外れている点(学習者 B の紙箱ドローイング 1 回目)に着目する。このドローイングのドローイングプロセスを確認すると、短いストロークをつなげてモチーフの形状を描画している様子がみられた。美

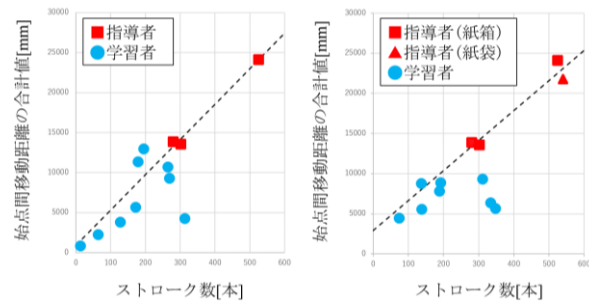


図 6:ストローク数と始点間移動距離の合計値の関係 ((a)紙箱と(b)紙袋。■と▲は指導者。)



図 7:局所的な描画をしている指導対象ドローイング (a)成果物 (b)ストローク始点

術専門家によると、これは局所的な描画をしているという理由で指導対象となるドローイング(図 7 参照)である。また、図 6(b)においても、局所的な描画をしているドローイング(学習者 B の 1, 2 回目)は、回帰直線から最も離れている点と、2 番目に離れている点に対応することが確認された。

このように、局所的な描画をしているドローイングにおいては、ストローク数が指導者を上回っていても、始点間移動距離の合計値が指導者より小さいという違いがあることがわかる。このことから、ストローク数に対して始点間移動距離の合計値が極端に小さいドローイングを参照することで、局所的な描画をしているドローイングを自動的に検出できるようになると考える。それにより、指導者はモチーフ全体を意識できていない指導対象となるドローイングをより容易に発見できるようになると考えられる。また、散布図と回帰直線を用いて指導者に提示することで、学習者の値が指導者の値からどれだけ離れているかを視覚的にわかりやすく表すことができると思われる。

7 アウトライン描画段階終了時刻の同定

前節までの解析で、ストローク数や始点間移動距

離の合計値といったパラメータが評価指標として利用できうることを示した。しかし、これらのパラメータをドローイング学習支援システムで算出するためには、アウトライン描画段階終了時刻を自動的に推定する機能が必要である。そこで、本節からは、この終了時刻を同定するアルゴリズムの開発を試みる。なお、4.2節で推定した時刻を、各ドローイングのアウトライン描画段階終了時刻の正解データ(以下、正解時刻)とする。

7.1 RQ3:共通の時刻による同定

7.1.1 手法

まず、アウトライン描画段階終了時刻を、解析者が設定した共通の時刻(共通時刻)で同定することができるかを検証する。ここでは、正解時刻におけるストローク数と共通時刻におけるストローク数の分布を比較する。なお、今回の解析対象ドローイングにおける正解時刻の最大値は 695[s]であった。そのため、共通時刻を 0~695[s]の間で 1[s]ずつ変化させ、共通時刻と正解時刻におけるストローク数の分布の 2 群に対して検定を行う。

正解時刻におけるストローク数の分布には正規性がない。また、各群は同一の描画者で構成される。そのため、検定手法として、対応のあるノンパラメトリック検定であるウィルコクソンの符号順位と検定を用いる(p=0.05)。

7.1.2 結果と考察

正解時刻におけるストローク数の分布に有意差が見られなかったのは、共通時刻を 155~191[s]とした場合の分布であった。また、各描画者のストローク数の平均絶対誤差(以下、MAE)の最小となったのは、共通時刻を 168[s]に設定した場合であった。

この結果より、168[s]を共通時刻とした場合に、最も正確な同定ができることがわかる。しかし、描画者個人でみると、ストローク数の MAE が 119[本]と、大きくなってしまった。

7.2 RQ4:提案アルゴリズムによる同定

ここでは、アウトライン描画段階終了時刻の同定をより正確に行うために、ドローイングデータを用いた同定アルゴリズムの開発を試みる。4.2 節で示した定義より、アウトライン描画段階終了直後にハッチングが描画される。したがって、最初に描かれるハッチングを検出することができれば、アウトライン描画段階終了時刻を同定することができると考えた。

7.1.1 使用するパラメータ

今回は、ハッチングを描く際の指導内容に基づき、使用するパラメータを選定する。指導内容は次の 2

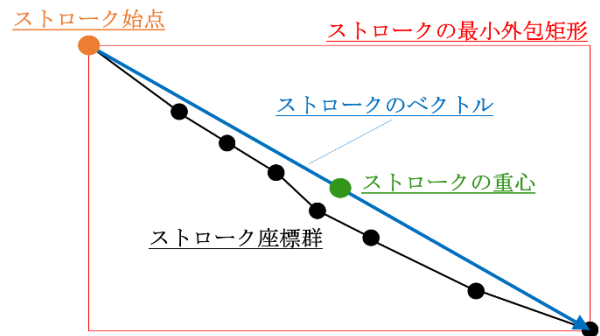


図 8:使用するパラメータの概念図

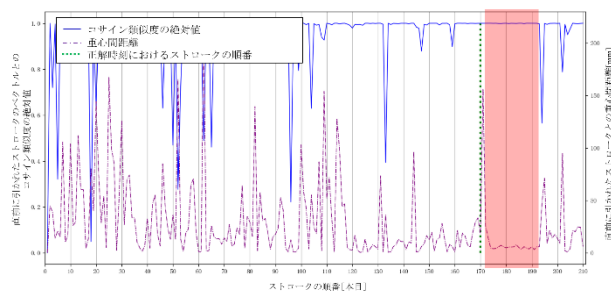


図 9:ストロークどうしのコサイン類似度と重心間距離の時系列変化

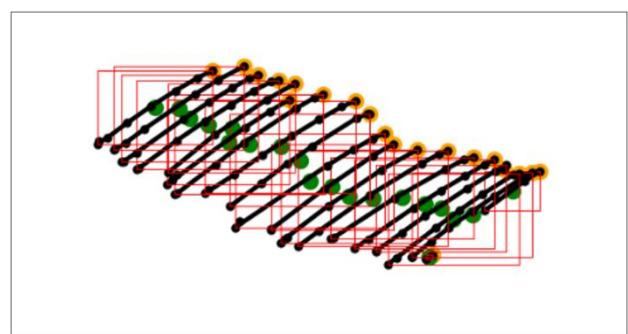


図 10:ハッチングとみられるストローク群

項目である。

- ・複数の直線を平行に描く
- ・直線どうしの間隔を狭めて描く

なお、本アルゴリズムの開発にあたり、各描画者が上記の指導内容を意識してドローイングを行っているものと仮定する。これらの指導内容に対応するパラメータは次のとおりである。

- ・直前に引かれたストロークのベクトルとのコサイン類似度の絶対値
- ・直前に引かれたストロークとの重心間距離

ストロークのベクトルは、ストロークの最小外包矩形のうち、ストローク始点に最も近い頂点から対角に位置する頂点までのベクトルとする。また、ストロークの重心は、最小外包矩形における対角線の中

点とする(図 8 参照).

7.1.2 各パラメータの時系列変化

次に、各パラメータの時系列変化を確認した。すると、図 9 の赤色で示した領域のように、正解時刻直後で、連続して、ストロークどうしのコサイン類似度の絶対値がある値を上回り、同時に、重心間距離がある値を下回る区間が存在することが確認された(図 10 参照)。この区間に含まれるストロークを見ると、平行かつ、短い間隔でストロークが引かれていた。すなわち、この区間ではハッチングが行われていることがわかった。以下では、別の描画者がハッチングを行う際にも、上記のような時系列変化がみられると仮定する。そして、各パラメータの適切な閾値を探索する。

7.1.3 閾値の設定

ここでは、正解時刻におけるストローク数との MAE が最も小さくなるような閾値候補を組み合わせる。対象は、4.1 節で示した学習者 A, B, C と指導者 1 名が描いたドローイングである。

その結果、最適なアルゴリズムを、「直前に引かれたストロークのベクトルとのコサイン類似度の絶対値の下限を 0.9 に、直前に引かれたストロークの重心どうしの距離の上限を 7[mm] に設定し、7[本]以上連続でそれらの閾値を超えた場合に、そのストローク群をハッチングとみなし、そのストローク群の直前にストロークが引かれた時刻をアウトライン描画段階終了時刻(以下、推論時刻)とする」とした。

7.1.4 新規データへの適用結果と考察

7.1.3 節で定義したアルゴリズムを、7.1.2 節で示した 4 名の描画者と 2015 年度の学習者 25 名のドローイング、合計 109 個に適用した。ここでは、7.1 節で最適とした共通時刻(168[s])と推論時刻におけるストローク数の誤差の分布を比較する。また、共通時刻と推論時刻それぞれにおいて、正解時刻との誤差の分布を求め、比較を行う。検定手法には、ウィルコクソンの符号順位和検定を用いる($p=0.05$)。

ストローク数誤差の分布を図 11 に示す。検定の結果、推論時刻におけるストローク数の誤差の方が、共通時刻における誤差よりも有意に小さいことがわかった($p=0.01$)。また、推論時刻における誤差の MAE は 92[本]であり、共通時刻における誤差の MAE(119[本])よりも小さいことがわかった。

また、図 12 に終了時刻誤差の分布を示す。検定の結果、正解時刻に対する推論時刻との誤差の方が、共通時刻との誤差よりも有意に小さい結果となった($p=0.02$)。そして、正解時刻に対する、推論時刻との誤差の MAE は 66[s]であり、共通時刻との誤差の MAE (82[s])よりも小さくなった。

これらの結果より、提案アルゴリズムによる同定

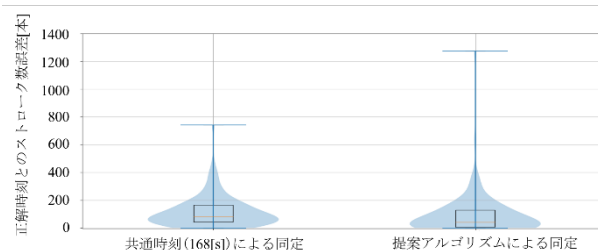


図 11:ストローク数誤差の分布

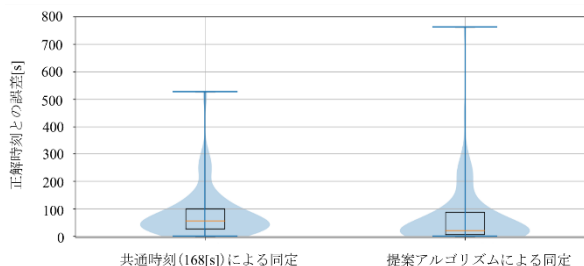


図 12:終了時刻誤差の分布

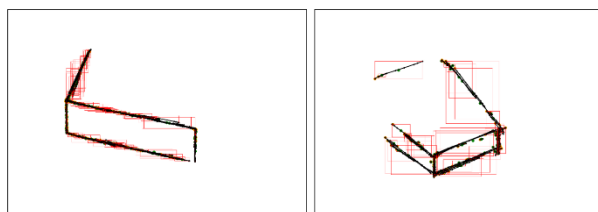


図 13:正しく推論できなかったドローイング

の方が、共通時刻による同定よりも精度がよいことがわかる。しかし、複数のドローイングにおいて、正解時刻よりも極端に早い時刻を推論時刻としてしまう現象が確認された。これらのドローイングの描画過程を見ると、図 13 のように、描画者は、短く、かつ同じ方向のストロークをつなげてアウトラインを描いていた。よって、そのようなストロークをハッチングとして誤検出してしまったと考えられる。

8 おわりに

本研究の目的は、ドローイングにおけるアウトライン描画段階に対する自動評価機能の実装である。そのために本稿ではまず、アウトライン描画段階における指導者と学習者の描画特徴の違いについて解析し、評価指標として利用可能かを考察した。また、利用可能性のあるパラメータによる評価を学習支援システムに実装するため、アウトライン描画段階終了時刻の同定アルゴリズムの開発を行った。

その結果、ストローク数や始点間移動距離の合計

値といったパラメータについて、学習者と指導者の間で差があることが確認できた。また、アウトライン描画段階終了時刻の同定について、提案アルゴリズムの方が共通時刻による同定よりも高い精度を示した。しかし、正解時刻と推論時刻の誤差が極端に大きい描画者も存在したため、ドローイング学習支援システムに適用するには、より精度の高い同定アルゴリズムが必要であると思われる。

今後は、データ数を増やして今回と同様の解析を行い、今回明らかになった学習者と指導者の相違点が有意であるかを検証する。また、提案アルゴリズムに対して、ストローク自体の向きとストローク重心が移動する向きの類似度などのパラメータを追加するなどして、改良を行っていく。

謝辞

遠隔ドローイング学習支援システムを 2012 年より導入およびドローイングプロセスデータの収集にご協力いただいている日本外国語専門学校留学科海外芸術大学留学コースの教員と学生、関係者の皆様に感謝申し上げます。本研究の一部は科研費(23K17015)により支援されています。

参考文献

- [1] 佐藤聖徳. 美術・デザイン系大学におけるデッサン指導の発展的試み. 静岡文化芸術大学研究紀要, Vol. 4, pp. 153–162, 2004.
- [2] 岩田弥富. 造形的修練としての素描論. 芸術選書, No. 7. 芸大出版会, 1971.
- [3] 関根英二. 美術体系の試み. 美術教育学会大学美術教科教育研究会報告, Vol. 6, pp. 89–100, 1984.
- [4] 永井孝, 崎本貴之, 香山瑞恵. 美術入門者に対するドローイングプロセスモデルによる学習支援ツールの検討. 人工知能学会第二種研究会資料, Vol.2017, No.23, pp.10–14, 2017.