

修士論文概要書

Master's Thesis Summary

Date of submission: 01/22/2024 (MM/DD/YYYY)

専攻名 (専門分野) Department	情報理工・ 情報通信専攻	氏名 Name	足立 翔平	指導 教員 Advisor	渡辺 裕 印 Seal
研究指導名 Research guidance	オーディオビジュアル 情報処理研究	学籍番号 Student ID number	5122F003-1 CD		
研究題目 Title	姿勢類似度に基づく動作照合の高速化手法及びデータ作成手法の研究 Research on Speed-up and Data Preparation Methods for Motion Matching Based on Pose Similarity				

1. まえがき

スポーツ分野において、同じ動作を含む二つの映像の比較による動作分析は、プレイヤーの練度向上を目的として利用される。このような分析の際に、動作の開始・終了タイミングや速度の相違に基づく動作点の不一致を解決するために、骨格情報に基づく類似動作の照合が提案されている[1]。しかし、先行研究による動作照合を実際のスポーツの現場で運用する際、動作照合の実行時間の長さや、動作照合に用いる映像データの作成にかかるコストが問題となる。

そこで本研究では、これらの問題点を解消することを目的とし、有効な骨格情報の選択的な利用及び利用する映像フレームの削減による高速化手法と、姿勢推定と画像分類の技術を用いた特定動作の自動抽出手法を提案する。

2. 先行研究

先行研究は、姿勢の類似度を利用した高精度な動作照合を可能とする手法である[1]。概要を図1に示す。

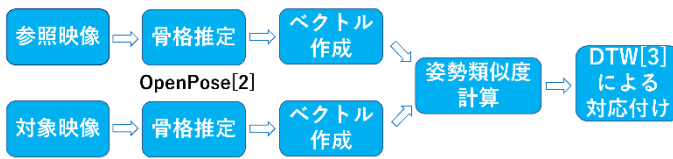


図1 先行研究概要

まず、参照元・比較対象映像を入力し、姿勢を推定する。その後、得られた骨格点を結びベクトルを作成し、その差分値を基に類似度を計算し、二つの映像のフレームを対応付けることで動作を照合する。

3. 骨格情報の選択的な利用による高速化

3.1. 概要

先行研究では姿勢類似度計算の際に12点から2点を結ぶ計66個のベクトルを全て利用している。しかし、扱う動作の種類によって各骨格の重要度は異なる。そこで、本研究では単一ベクトルのみで動作照合した際の性能を基に動作照合への影響度を調査し、影響度上位のベクトルのみを重要な骨格情報として類似度計算に用いる。本研究では野球の投球動作とゴルフのスイング動作を対象とする。図2, 3に提案手法で用いる影響度上位のベクトルを示す。

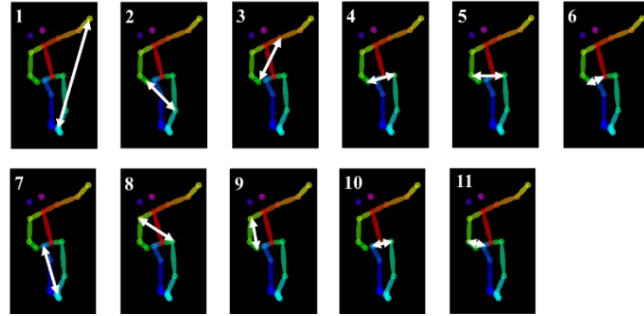


図2 影響度上位ベクトル (投球)

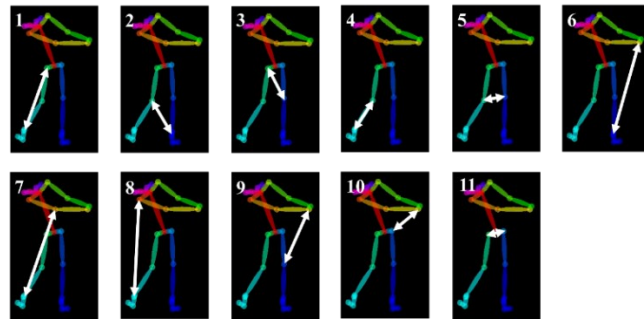


図3 影響度上位ベクトル (スイング)

3.2. 実験

先行手法と提案手法の照合精度の比較結果を表1, 2に示す。動作照合性能の指標としてケンドールの順位相関係数を用いる。

表1 動作照合実験結果

手法	投球		スイング	
	ケンドール	時間 [sec]	ケンドール	時間 [sec]
従来手法	0.830	297	0.902	606
提案手法	0.743 (-11%)	253 (-15%)	0.920 (+2%)	481 (-21%)

表1の投球について、平均15%程の実行時間削減を確認したものの、動作照合性能については平均11%程の低下が見られた。一方でスイングについては、平均21%程の実行時間削減に加え、僅かながらも動作照合性能の向上も見られた。

各動作における単一ベクトルでの動作照合性能のばらつきを調査した結果、投球と比較してスイングのばらつきの方が大きいことを確認した。そのため、上記の結果の違いは動作毎の骨格の重要度のばらつきに起因すると考えられる。

4. フレーム削減による高速化手法

4.1. 概要

先行手法では図 4(a)に示す類似フレーム削減の手法が用いられている。しかし、この手法ではフレーム削減量が類似フレームの発生頻度に依存するため、不安定となる。そこで、本研究では図 4(b)に示すように比較対象・参照元映像共に均等にフレームを削減する。これにより、安定したフレームの削減と映像データの類似性の維持を図る。

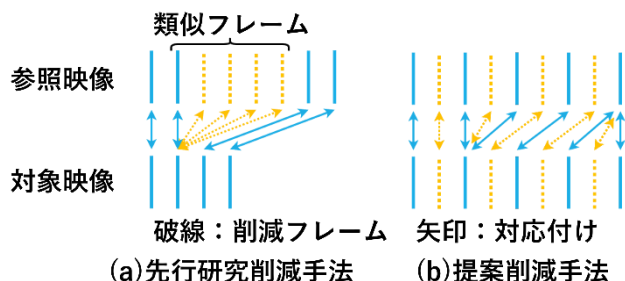


図 4 フレーム削減手法概要

4.2. 実験

削減しない場合の結果を基準として性能を評価する。提案手法はフレーム数を 2/3 に削減する場合と 1/2 に削減する場合の 2 条件を調査する。

表 2 フレーム削減手法による動作照合実験結果

手法	性能	時間 [sec]
削減無し	-	673
従来手法	<u>82.1</u>	297
2/3均等削減	67.1	<u>231</u>
1/2均等削減	88.1	114

最も実行時間を短縮できた手法は 1/2 均等削減の場合であった。しかし、動作照合性能については従来手法より低い値となった。また、2/3 均等削減の場合は、従来手法より短い実行時間且つ、動作照合性能においても高い精度を示すことを確認した。実行時間の短縮は、提案手法が安定したフレーム削減を可能とした点に起因すると考えられる。

5. 画像分類による入力データ自動作成手法

5.1. 概要

画像分類による入力データ自動作成手法の概要を図 5 に示す。骨格画像を利用する手法とテンソル情報を利用する手法の二つを提案する。

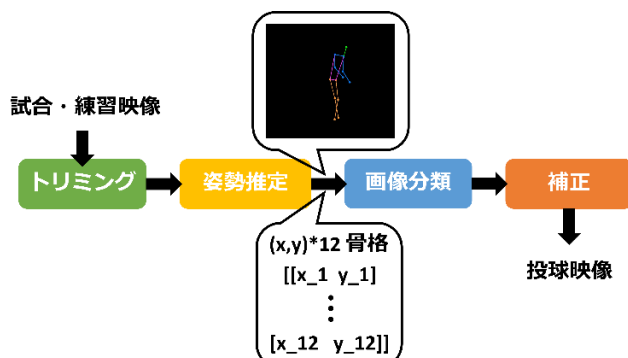


図 5 入力データ自動作成手法概要

試合・練習映像を入力し、抽出対象とする特定動作の主体となる人物の周囲を切り抜くようにトリミングする。その後、トリミング画像に対して姿勢を推定する。推定結果の骨格画像あるいはテンソル情報を分類モデルに入力し、分類結果を補正、出力することで動作を抽出した映像群を出力する。補正の際に、誤検出を抑制するための出力映像フレームの閾値設定を可能とする。また、本提案では抽出対象の動作として野球の投球を扱う。

5.2. 実験

比較のため、元画像を利用した場合も調査する。実験では、表 4 に示す 7 手法の性能を比較する。評価指標として、Precision, Recall とこれらの調和平均である F-measure を用いる。

表 3 入力データ自動作成手法の実験結果

手法	Precision	Recall	F-measure	時間 [sec]
元画像	0.802	0.626	0.629	315
元画像+トリミング	0.888	<u>0.908</u>	0.885	<u>112</u>
元画像+トリミング+閾値	0.956	0.803	0.857	108
骨格画像	<u>0.960</u>	0.907	0.928	510
骨格画像+トリミング	0.958	0.899	<u>0.924</u>	167
骨格画像+トリミング+閾値	0.976	0.743	0.835	163
テンソル情報	0.748	0.995	0.851	131

表 3 の結果から、Precision と Recall のバランスである F-measure において高い性能を示したのは骨格画像及び骨格画像+トリミングとなった。両者の F-measure には 0.4%程の差異しかない一方、実行時間について比較すると骨格画像+トリミングの方が 70%程短いことが確認できる。そのため、7 種の手法において総合的な性能が最も優れているのは「骨格画像+トリミング」であると考えられる。また、Recall について着目した場合、「テンソル情報」が突出して高い性能を示している。そのため、不足なく動作を抽出することを目的とする場合、テンソル情報の利用が有効な選択肢として考えられる。

6. むすび

本研究では、先行研究である姿勢類似度に基づく動作照合手法の高速化及び入力映像データ作成コストの低減を目的として、骨格情報の選択的な利用による高速化手法、フレーム削減による高速化手法、画像分類による入力データの自動作成手法を提案した。実験により、動作照合性能を維持した高速化と、高精度での動作映像抽出処理を可能とした。

参考文献

- [1]. 大澤遼平, 渡辺裕, “選手の姿勢類似度に基づくスポーツ動作照合”, 情報処理学会, 第 116 回オーディオビジュアル複合処理研究発表会 研究報告, No.5, pp. 1-3, Feb. 2022.
- [2]. Z. Cao, T. Simon, S. Wei and Y. Sheikh, “Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2017), pp. 1302-1310, Jul. 2017.
- [3]. 横井真也, 石川孝明, 渡辺裕, “スポーツ映像から取得した骨格座標データに対するアラインメント”, 電子情報通信学会総合大会, D-12-59, pp. 95, Feb. 2019.

2023 年度

早稲田大学大学院基幹理工学研究科情報理工・情報通信専攻 修士論文

姿勢類似度に基づく動作照合の
高速化手法及びデータ作成手法の研究
Research on Speed-up and Data Preparation Methods for
Motion Matching Based on Pose Similarity

足立 翔平

(5122F003-1)

提出日：2024. 01. 22

指導教員：渡辺 裕 印

研究指導名：オーディオビジュアル情報処理研究

目次

第 1 章	序論	1
1.1	研究の背景.....	1
1.2	本研究の目的.....	1
1.3	本論文の構成.....	2
第 2 章	骨格情報の選択的な利用による高速化手法	3
2.1	まえがき.....	3
2.2	関連技術.....	3
2.2.1	OpenPose.....	3
2.2.2	始点終点自由な Dynamic Time Warping.....	3
2.2.3	先行研究.....	4
2.3	提案手法.....	4
2.4	実験.....	5
2.4.1	データセット.....	5
2.4.2	評価指標.....	6
2.4.3	骨格情報の選定.....	6
2.4.4	動作照合.....	9
2.5	考察.....	9
2.6	むすび.....	10
第 3 章	フレーム削減による高速化手法	11
3.1	まえがき.....	11
3.2	先行研究.....	11
3.3	提案手法.....	12
3.4	実験.....	12
3.4.1	データセット.....	12
3.4.2	評価指標.....	13
3.4.3	動作照合.....	13
3.5	考察.....	14
3.6	むすび.....	14
第 4 章	画像分類による入力データ自動作成手法	15
4.1	まえがき.....	15

4.2	関連技術	15
4.2.1	YOLOv8	15
4.2.2	ResNet18	15
4.3	提案手法 A：骨格画像の利用	16
4.3.1	概要	16
4.3.2	姿勢推定	16
4.3.3	画像分類	17
4.3.4	分類結果の補正・出力	18
4.4	提案手法 B：骨格テンソルの利用	19
4.4.1	概要	19
4.4.2	姿勢推定	20
4.4.3	画像分類	20
4.4.4	分類結果の補正・出力	20
4.5	実験	20
4.5.1	データセット	20
4.5.2	評価指標	21
4.5.3	実験結果：提案手法 A	21
4.5.4	実験結果：提案手法 B	22
4.6	考察	23
4.7	むすび	24
第 5 章	結論と今後の展望	25
5.1	結論	25
5.2	今後の展望	25
謝辞	26
参考文献	27
図一覧	28
表一覧	29
研究業績	30

第1章 序論

1.1 研究の背景

スポーツ分野において、同じ動作を含む二つの映像の比較による動作分析は、プレイヤーの練度向上を目的として利用される。例として、自身の平時と不調時の動作の比較や、熟練者の動作を手本としての比較等が挙げられる。近年では、TOPPAN 株式会社が複数のアスリートの動きを平均化して作成した手本動作との動作比較をするゴルフトレーニングシステム[1]を 2022 年 7 月に開発し、2023 年 10 月には中学校などの部活動に向けた動作の比較分析システムである「Loop Training System for 部活」[2]を開発するなど、主に高額なセンサ等の測定機器を利用できない初級者やアマチュアのプレイヤーに向けた分析手法として注目されている。

高額な機器を用いず、スマートフォン等のカメラで撮影した映像から動作の比較分析を行うことを目的として、姿勢類似度に基づく動作照合手法[3]が提案されている。この手法は、映像比較の際に二つの映像の単純な同時再生では動作の開始・終了タイミングのズレや速度の違いといった要因により、詳細な比較検討が困難であるという問題点に着目し、映像内の人物の姿勢の類似度に基づき、二つの映像における動作のタイミングを対応付けることを可能とする。

1.2 本研究の目的

姿勢類似度に基づく動作照合手法を実際のスポーツの現場で運用することを考えた際、二つの問題点が懸念される。

一点目は動作照合の実行時間の長さである。1 章 1 節で述べた TOPPAN 株式会社の提供する比較分析システムは、リアルタイムでの映像分析が可能である。しかし先行研究においては、骨格情報はリアルタイムで取得可能な一方、動作照合の処理量は膨大となっており、これが全体としての実行時間の増加をもたらしている。

二点目は動作照合に用いる映像データの作成にかかるコストである。先行研究では、比較対象の映像として、特定の動作シーンを一回のみ含む映像を必要とする。このため、練習や試合の映像を撮影した後、これを動作毎に切り分ける編集の手間を必要とし、時間及び労働コストが負荷となる。

そこで本研究では、先行研究の動作照合手法の実用化に向けて、上述した二つの問題点の解消・改善を目的とする。一点目の実行時間の長さについては、有効な骨格情報の選択的な利用および、利用する映像フレームの削減による高速化手法を提案する。二点目の映像データの作成コストについては、姿勢推定と画像分類の技術を用いた、特定動作の自動切り抜き手法を提案する。

1.3 本論文の構成

本論文の構成を以下に示す.

第1章は本章であり, 本研究における背景, 目的について述べる.

第2章では, 骨格情報の選択的な利用による高速化手法について述べる.

第3章では, フレーム削減による高速化手法について述べる.

第4章では, 画像分類による入力データの自動作成手法について述べる.

第5章では, 第2章から第4章までの提案をまとめ, 本研究における結論と今後の展望について述べる.

第2章 骨格情報の選択的な利用による高速化手法

2.1 まえがき

本章では、先行研究による動作照合の高速化を目的とし、処理量を削減するための骨格情報の選択的な利用による高速化手法を提案する。

2.2 関連技術

2.2.1 OpenPose

OpenPose[4]は、画像・映像データのみに基づいて人物の骨格を推定可能な手法である。骨格情報をリアルタイムに推定し、得られた情報を二次元座標値とその信頼度として出力する。OpenPoseによる骨格推定画像の例を図2.1に示す。

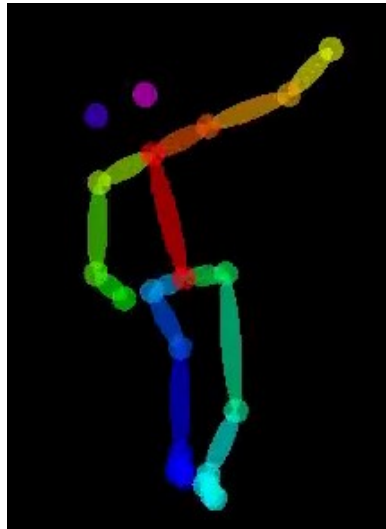


図 2.1 骨格推定画像 (OpenPose)

2.2.2 始点終点自由な Dynamic Time Warping

始点終点自由な Dynamic Time Warping (DTW)[5]は、二つの時系列データの要素を、その類似度が最大になるように対応付ける手法である。時系列データとして映像を扱う場合、映像フレームがデータの要素となる。

一般的な DTW が二つの時系列データの要素の差分の合計値を最小化するように対応付けるのに対し、始点終点自由な DTW は要素の差分の平均値が最小になるように対応付ける。これにより、時系列データの先頭・終端付近における不要な対応付けを削減することで、入力する二つの時系列データの始点と終点を予め一致させる必要が無くなる。

2.2.3 先行研究

先行研究である，姿勢類似度に基づく動作照合手法は，姿勢の類似度を利用した高精度な動作照合を可能とする手法である．概要を図 2.2 に示す．

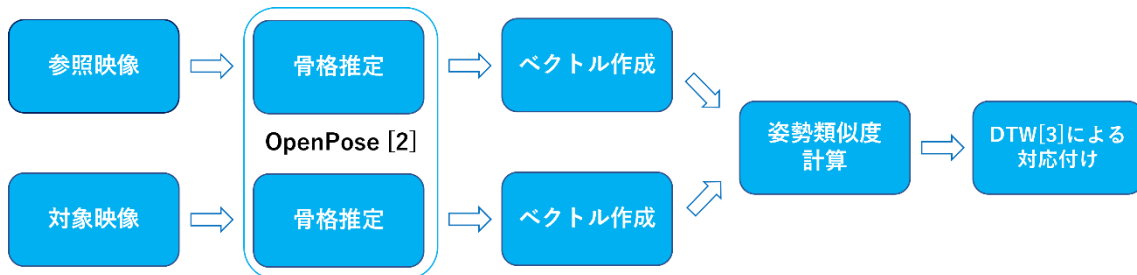


図 2.2 先行研究概要

また，各工程の概要を以下に示す．

- 動作照合の入力映像として，参照元とする映像と比較対象とする映像を用意する．
- OpenPose を用いて，映像フレームから 12 点の骨格情報を推定する．推定する骨格は，左右の肩，肘，手首，腰，膝，足首とする．
- 骨格情報を用いて空間ベクトルと時間ベクトルを作成する．空間ベクトルは，フレーム内の 12 点の骨格から選択された任意の 2 点を結ぶベクトルである．時間ベクトルは，隣接する 2 フレーム間の同じ骨格部位の動きの変化を表すベクトルである．
- 姿勢類似度を，参照元の映像と比較対象の映像間の全てのフレームについて計算する．空間ベクトルと時間ベクトルの差の合計を指標とする．
- 始点終点自由な DTW を用い，姿勢類似度に基づいて類似した動作フレームを対応付ける．

2.3 提案手法

姿勢類似度の計算に用いる空間ベクトルの数を削減することで，実行時間を短縮する手法を提案する．先行研究では，12 点の骨格から 2 点を選ぶ，計 66 個のベクトル全てを空間ベクトルとして，姿勢類似度の計算に利用している．しかし，扱うスポーツや動作の種類によって，各骨格の重要度は異なると考えられる．そこで，本提案では動作照合の性能に大きな影響を与えるベクトルのみを新たな空間ベクトルとして，姿勢類似度の計算に用いることとする．

各ベクトルが動作照合の性能に与える影響の調査として，一つのベクトルのみを用いた動作照合の結果を，評価指標に基づきソートする．動作照合性能と実行時間のトレードオフを鑑みて，上位 11 個のベクトルを本提案における空間ベクトルとした．

2.4 実験

2.4.1 データセット

動作照合性能に効果的なベクトルはスポーツの種類、動作によって変化すると考えられる。本実験においては野球の投球動作とゴルフのスイング動作についてそれぞれ調査する。動作照合の参照元となる映像を参照映像、比較対象とする映像を対象映像とし、これらは先行研究で用いられたものと同様の映像を利用する。参照映像のフレーム数、フレームレート、動作を行う人物の利き手を表 2.1, 2.2 に示す。また、対象映像の映像数、平均フレーム数、フレームレート、動作を行う人物の利き手を表 2.3 に示す。

表 2.1 参照映像 (投球)

	映像A	映像B	映像C	映像D
フレーム数	84	80	69	77
フレームレート [fps]	30	30	30	30
利き手	右	右	左	左

表 2.2 参照映像 (スイング)

	映像A	映像B	映像C	映像D
フレーム数	59	65	48	57
フレームレート [fps]	30	30	30	30
利き手	右	右	左	左

表 2.3 対象映像

	野球 (投球)	ゴルフ (スイング)
映像数	122	83
平均フレーム数	172.1	340.5
フレームレート [fps]	30	30
利き手	右	右

参照映像・対象映像共に、各動画に一回のみの投球あるいはスイング動作が含まれている。また、参照映像は投球動作およびスイング動作区間のみの映像となっており、一方で対象映像には予備動作・予後動作といった比較対象以外の区間も含まれている。

2.4.2 評価指標

利用する空間ベクトルを変化させた場合，第一に姿勢類似度の計算結果に影響が見られる．そこで，本実験における動作照合性能を評価する指標として，ケンドールの順位相関係数を用いる．概要を図 2.3，式を式(2.1)に示す．

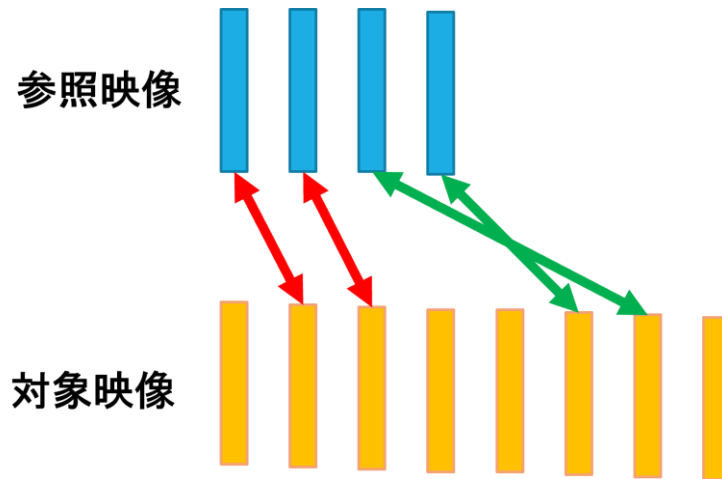


図 2.3 ケンドールの順位相関係数概要

$$\tau = \frac{K}{nC_2} \quad (2.1)$$

図 2.3 における矢印は，矢印で結ばれたフレームが最も類似度の高いフレームであることを示す．赤矢印のように，最も類似度の高いフレームのペアが時系列順の場合，式(2.1)の K の値に 1 が加算される．また，緑矢印のように類似フレームのペアが逆順の場合，式(2.1)の K の値から 1 が減算される．類似フレーム数，つまり矢印の総数を n とし，全ての類似フレームのペアについて計算した後，式(2.1)の示す τ の値が 1 に近いほど高い動作照合性能を示す．

2.4.3 骨格情報の選定

動作照合性能に効果的なベクトルを選定するために，投球およびスイングの参照映像 A について，一つのベクトルのみを利用して動作照合する．得られた結果をケンドールの順位相関係数でソートした上位 11 ベクトルの内容を図 2.4, 2.5 および表 2.4, 2.5 に示す．表 2.4, 2.5 における骨格 1, 骨格 2 はベクトルを構成する骨格部位を示しており，ケンドールは得られたケンドールの順位相関係数を示す．

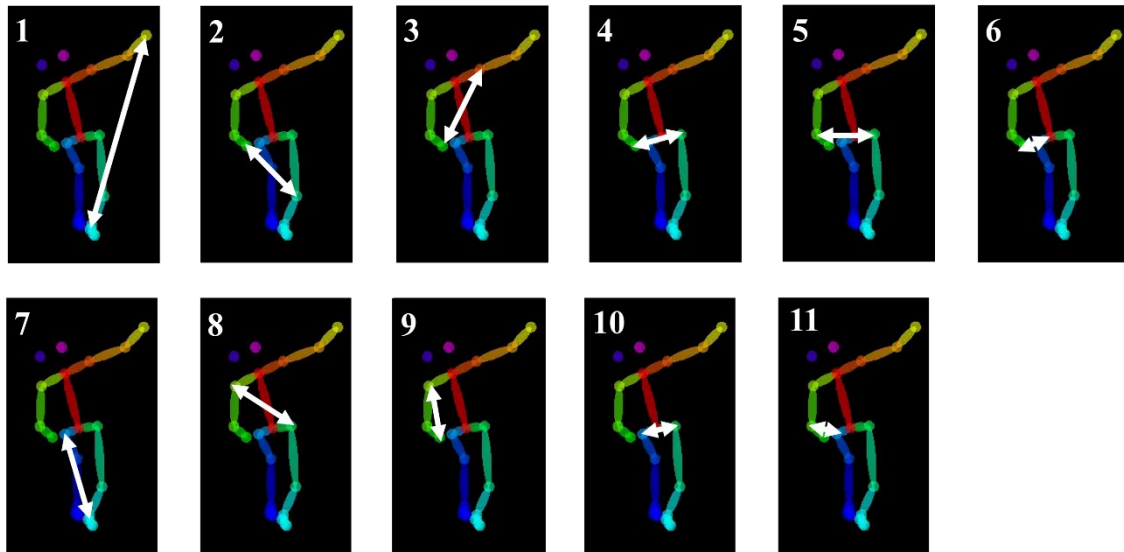


図 2.4 性能上位ベクトル画像（投球）

表 2.4 性能上位ベクトル詳細（投球）

順位	骨格要素（骨格1→骨格2）		ケンドール
	骨格1	骨格2	
1	右手首	右足首	0.8050
2	左手首	右膝	0.7971
3	右肩	左手首	0.7772
4	左手首	右腰	0.7651
5	左肘	右腰	0.7645
6	左手首	左腰	0.7642
7	右足首	左腰	0.7476
8	左肩	右腰	0.7474
9	左肩	左手首	0.7448
10	右腰	左腰	0.7290
11	左肘	左腰	0.7277

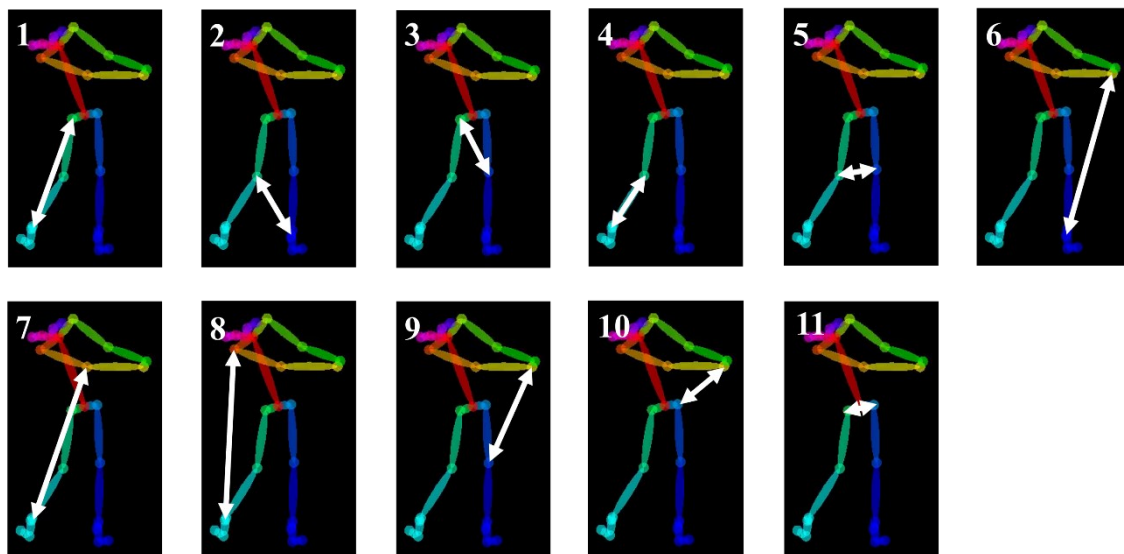


図 2.5 性能上位ベクトル画像 (スイング)

表 2.5 性能上位ベクトル詳細 (スイング)

順位	骨格要素 (骨格1→骨格2)		ケンドール
	骨格1	骨格2	
1	右腰	右足首	0.8521
2	右膝	左足首	0.8485
3	右腰	左膝	0.8474
4	右膝	右足首	0.8450
5	右膝	左膝	0.8358
6	右手首	左足首	0.8190
7	右肘	右足首	0.8084
8	右肩	右足首	0.8015
9	右手首	左膝	0.8007
10	右手首	左腰	0.7947
11	右腰	左腰	0.7937

2.4.4 動作照合

2章4節3項において選定した11ベクトルを本提案における空間ベクトルとして利用し, 参照映像A,B,C,Dと対象映像の動作を照合した. 投球映像の結果を表2.6に示す.

表 2.6 動作照合実験結果 (投球)

手法	映像A		映像B		映像C		映像D	
	ケンドール	時間 [sec]	ケンドール	時間 [sec]	ケンドール	時間 [sec]	ケンドール	時間 [sec]
従来手法	0.8746	152.7	0.8192	382.9	0.8267	306.6	0.8014	346.9
提案手法	0.8672 (-0.0074)	114.0 (-25%)	0.7262 (-0.093)	319.7 (-16%)	0.7183 (-0.1084)	284.8 (-7%)	0.6609 (-0.1405)	294.9 (-15%)

投球動作について, ベクトルの選定に利用した参照映像 A においては, 提案手法は従来手法と比較して大きな動作照合性能の低下無しに, -25%の実行時間削減を確認した. 一方で, 参照映像B,C,Dにおいては-7%から-16%の実行時間削減を確認したものの, 動作照合性能についても-9%から-14%の低下が見られた.

続いて, スイング映像の結果を表 2.7 に示す.

表 2.7 動作照合実験結果 (スイング)

手法	映像A		映像B		映像C		映像D	
	ケンドール	時間 [sec]	ケンドール	時間 [sec]	ケンドール	時間 [sec]	ケンドール	時間 [sec]
従来手法	0.8817	611.1	0.8966	715.0	0.9109	455.4	0.9176	641.6
提案手法	0.9013 (+0.0313)	495.7 (-19%)	0.927 (+0.0304)	603.3 (-16%)	0.9316 (+0.0207)	353.1 (-23%)	0.9209 (+0.0033)	470.6 (-27%)

スイング動作について, 提案手法は従来手法と比較して-18%~26%の実行時間の削減を確認した. また, 動作照合性能についても全ての参照映像においてわずかながらも向上が見られた.

2.5 考察

本提案の実験結果において, 投球動作の性能は低下したのに対し, スイング動作の性能は向上した. この結果について, 各ベクトルの動作照合性能への影響のばらつきに原因があると考えた. そこで, 一つの空間ベクトルのみで動作照合した 66 回の結果における性能の分散と標準偏差を調査した. 表 2.8 にそれぞれの動作における分散と標準偏差を示す. なお, ここでの動作照合性能はケンドールの順位相関係数を示す.

表 2.8 単一ベクトルによる動作照合性能の分散及び標準偏差

	投球	スイング
分散	0.0045	0.0103
標準偏差	0.067	0.101

表 2.8 の結果から、スイング動作の方が各ベクトルの性能への影響のばらつきが大きいことが確認できる。投球動作においては、66 個のベクトルのうち多くのベクトルが均等に性能に影響するため、利用ベクトルの削減が性能低下をもたらしたと考えられる。一方で、スイング動作においては、性能に大きく影響するベクトルと、影響しない、あるいは悪影響をもたらすベクトルが存在するため、利用ベクトルの削減が性能向上をもたらしたと考えられる。

2.6 むすび

本章では、動作照合の高速化を目的として、有効な骨格情報のみを選択的に利用することによる、処理量削減手法を提案した。実験結果より、先行研究と比較して、複数のケースにおいて大きな性能の低下を伴わない実行時間の削減を確認した。

第3章 フレーム削減による高速化手法

3.1 まえがき

本章では、2章に引き続き先行研究の高速化を目的とし、動作照合に利用するフレーム数の削減手法を提案し、先行研究におけるフレーム削減手法と比較する。

3.2 先行研究

2章2節3項において述べた先行研究においても、フレーム削減による処理量削減の検討が存在する。これは、映像内で類似した姿勢のフレームが連続した場合に、代表となる1フレームのみを動作照合に用い、始点終点自由なDTWによる対応付け終了後に、削減フレームを代表フレームの対応付け先と同じフレームに対応付けるものである。この際、フレームの削減は対象映像のみに対して実行される。先行研究における類似フレーム削減手法の概要を図3.1に示す。

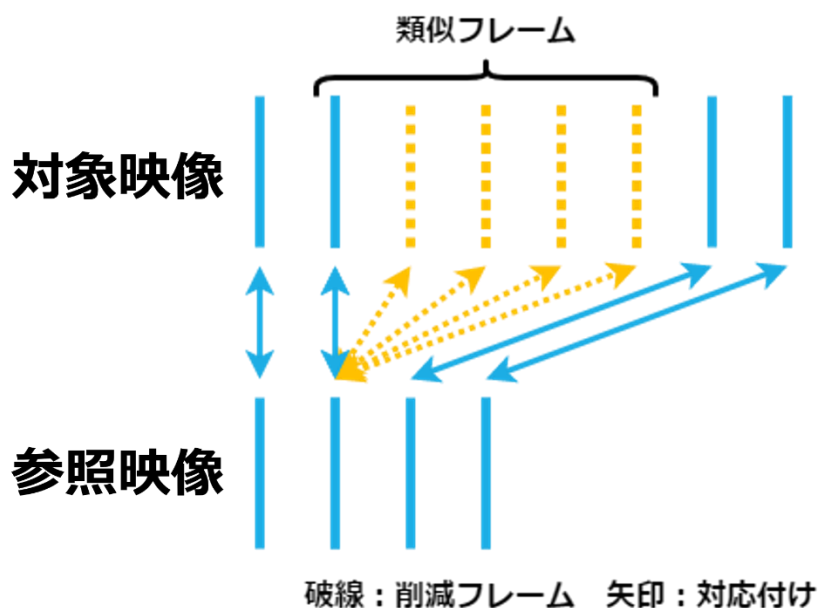


図 3.1 類似フレーム削減手法概要

この類似フレーム削減手法の課題点として、フレームの削減量が対象映像内の類似フレームの発生頻度に依存するという点が挙げられる。

3.3 提案手法

3章2節にて述べた，フレームの削減量が類似フレームの発生頻度に依存するという点を解決するため，参照・対象映像のフレームを均等に削減する，つまり映像のフレームレート（fps）を下げることによる処理量削減手法を提案する．

対応付けに用いられる始点終点自由な DTW は，二つの時系列データにおける類似部分を対応付ける手法である．そのため，参照・対象映像共にフレームを均等削減することで，二つの時系列データの類似性を維持し，対応付け性能の低下を抑えつつ処理量の削減を図る．また，従来手法は類似フレームを削減するためにベクトル作成後にフレームを削減する必要があったが，本手法ではフレーム削減の際にベクトル情報を用いないため，ベクトル作成前のフレーム削減が可能である．提案手法の概要を図 3.2 に示す．

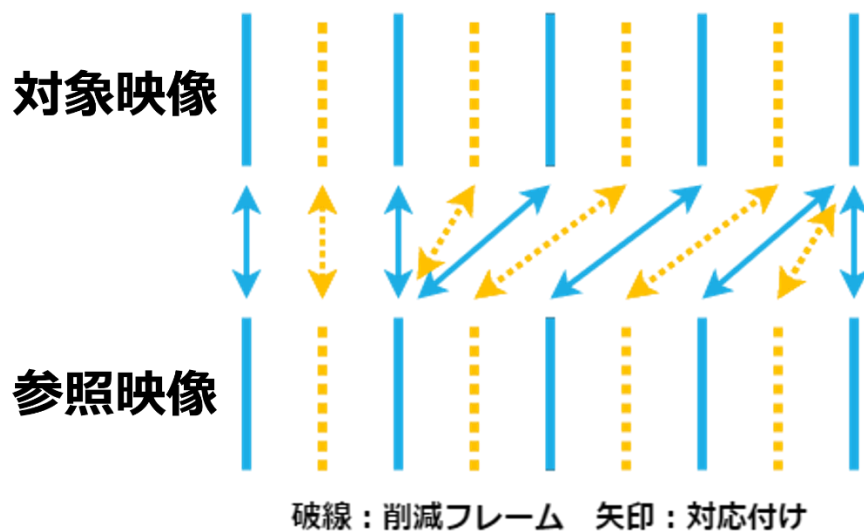


図 3.2 フレーム均等削減手法概要

また，本提案においては先行研究と異なり，参照・対象映像の両方に対してフレーム削減処理を実行する．そのため，連続したフレームの削減をしないことで，削減フレームの復元先を一意に定めることとする．

3.4 実験

3.4.1 データセット

本提案の実験では，2章4節1項にて述べたデータセットから，表 2.1 及び表 2.3 に示した野球の投球動作の参照・対象映像データを利用する．

3.4.2 評価指標

対応付けの際に扱うフレーム数を変化させた場合，2章4節2項にて述べたケンドールの順位相関係数による性能比較では適切な評価ができない．そこで，新たな動作照合性能の評価指標を定める．

まず，参照映像フレームと対象映像フレームの対応付けをグラフ化する．対応付けグラフの例を図3.3に示す．

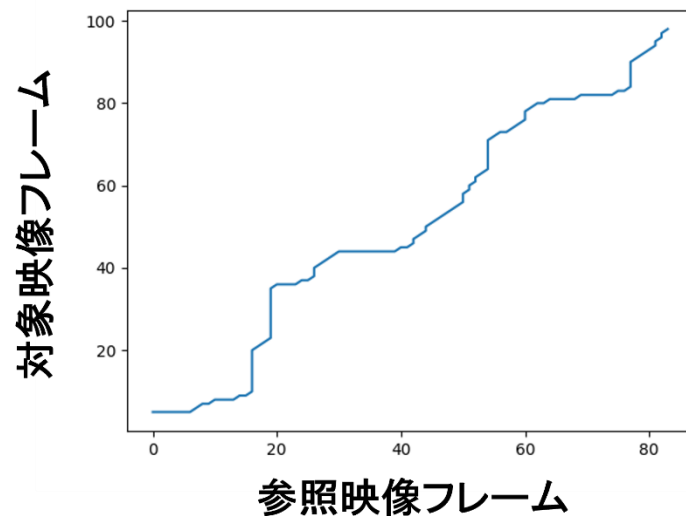


図 3.3 フレーム対応付けグラフ例

フレーム削減しない場合の動作照合性能を最も性能の高い基準とし，フレーム削減無しの対応付けグラフと，フレーム削減手法による対応付けグラフを比較する．比較した結果の差分値を本実験における動作照合性能とし，数値が小さいほど，より正確な対応付けに近いことを示す．

3.4.3 動作照合

基準となるフレーム削減無しの動作照合，先行研究における類似フレーム削減手法の動作照合，本提案のフレーム均等削減手法による動作照合の性能と実行時間の結果を表3.1に示す．本実験において，フレーム均等削減は30fpsを20fpsにする2/3均等削減および，30fpsを15fpsにする1/2均等削減を検討し，調査した．

表 3.1 フレーム削減手法による動作照合実験結果

手法	映像A		映像B		映像C		映像D	
	性能	時間 [sec]	性能	時間 [sec]	性能	時間 [sec]	性能	時間 [sec]
削減無し	-	746.0	-	687.6	-	609.6	-	650.4
従来手法	<u>99.2</u>	<u>152.7</u>	<u>73.7</u>	382.9	<u>67.4</u>	306.6	<u>88.2</u>	346.9
2/3均等削減	75.7	256.9	53.3	<u>234.0</u>	64.4	<u>210.5</u>	74.9	<u>222.0</u>
1/2均等削減	101.8	127.7	84.6	118.3	68.9	101.1	96.9	110.2

従来手法と比較して、2/3 削減手法は実行時間を平均 9.5%削減し、動作照合性能を平均 17.7%向上させた。また、1/2 削減手法は実行時間を平均 55.2%削減するものの、動作照合性能は平均 7.4%低下した。本実験結果より、実行時間、動作照合性能の二つの観点において 2/3 均等削減が従来の削減手法を上回ることを確認した。

3.5 考察

本提案の実行時間が従来手法よりも高速になった要因は、手法毎の削減フレーム数の違い及びフレームの削減のタイミングに依拠すると考えられる。従来の類似フレーム削減手法は、削減フレーム数が類似フレームの出現頻度や期間に依存する。これは、参照映像 A においては削減無しの場合と比較して実行時間が 20%程であるのに対し、参照映像 B,C,D においては平均 50%程になっていることから確認できる。一方で、本提案は動作の特徴に関わらず一定の頻度でフレームを削減するため、2/3 均等削減は平均 33%程、1/2 均等削減は平均 16%程と安定した高速化を可能にしている。また、2/3 均等削減では参照映像・対象映像共に 2/3 のフレーム数になるため、実行時間は 4/9、つまり 44%程になると予測されるが、実際の実行時間は 33%程である。この差は提案手法のフレーム削減タイミングがベクトル作成の前段階であるため、ベクトル作成の処理量を削減可能な点に起因すると考えられる。

また、動作照合性能の結果より、2/3 均等削減は類似フレーム削減と比較して、時系列データの類似性を保つことが示された。一方で、1/2 まで均等削減する場合は、時系列データの類似性に悪影響をもたらすため、照合性能の低下を招く結果となったといえる。

3.6 むすび

本章では、動作照合の高速化を目的として、動作照合に用いるフレームの削減による、処理量削減手法を提案した。実験結果より、2/3 のフレーム均等削減手法が、先行研究の類似フレーム削減手法と比較して、動作照合性能および実行時間の両観点において高い性能を示した。

第4章 画像分類による入力データ自動作成手法

4.1 まえがき

本章では, 先行研究を利用する際に入力する映像データの作成コスト低減を目的として, 姿勢推定技術と画像分類技術を利用した入力データ自動作成手法を提案する. これは, 長尺の入力映像から特定動作シーンを切り抜くことで実現される. なお, 本提案においては扱う動作を野球の投球動作とする.

4.2 関連技術

4.2.1 YOLOv8

YOLO[6]は画像を入力とし, CNN を利用した高速な物体検出を可能とするアルゴリズムであり, 様々なバージョンやモデルが存在する. 本提案においては, 最新のYOLOv8[7]における姿勢推定モデルである YOLOv8n-pose を利用する. 2章2節1項で述べた OpenPose と同様に骨格座標, 信頼度をリアルタイムで出力可能である. YOLOv8n-pose による姿勢推定結果の例を図 4.1 に示す

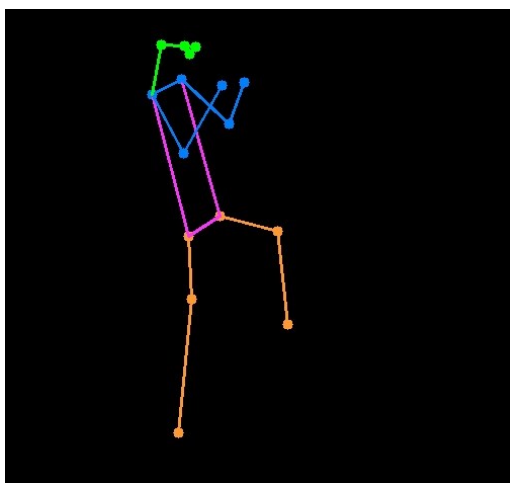


図 4.1 骨格推定画像 (YOLOv8)

4.2.2 ResNet18

ResNet[8]は CNN を利用した画像認識モデルである. 勾配消失問題を解決しつつ CNN の層を深くするため, Residual Block という形式がとられている. ResNet には用いられる CNN の層数によって複数のモデルが存在するが, 本提案においては処理量の観点から最小の層数を持つ ResNet18 を用い, これをファインチューニングすることで投球動作の認識に利用する.

4.3 提案手法 A：骨格画像の利用

4.3.1 概要

骨格画像を用いた投球シーン切り抜き手法の概要を図 4.2 に示す。

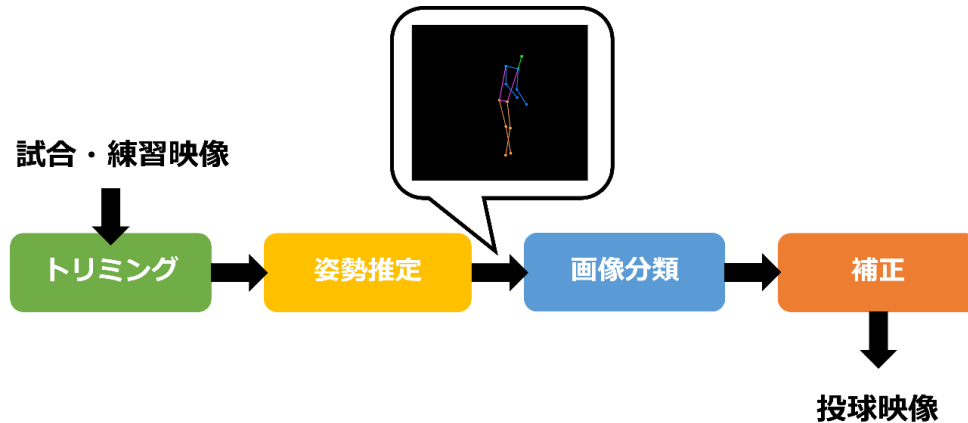


図 4.2 提案手法 A：骨格画像の利用 概要

試合・練習映像を入力し、投球動作の対象である投手の周囲でトリミングする。このトリミングは、映像の画角や投手の画面に占める割合といった差異による影響を抑え、多様な入力映像に対して分類性能を頑健にすることを目的としている。続いて、トリミングした映像に対して姿勢推定を行う。画像分類において投手の骨格情報のみを扱うことで、服装や背景、画面に映っている他の人物といった情報の影響を抑制する。最後に、分類結果に補正や閾値の設定を施し、投球と判定されたフレーム群を動画として出力することで、投球映像の切り抜きを可能とする。

4.3.2 姿勢推定

姿勢推定には、4章2節1項で述べた YOLOv8n-pose を用いる。YOLOv8n-pose による推定結果画像は通常、入力画像上に重なる形で骨格画像が表示される。しかし、映像上の人物の服装や、背景といった情報が画像分類に与える影響を抑えるため、図 4.3 に示すように入力画像情報を 0 で置換し黒色画像にすることで、骨格のみを表示する。

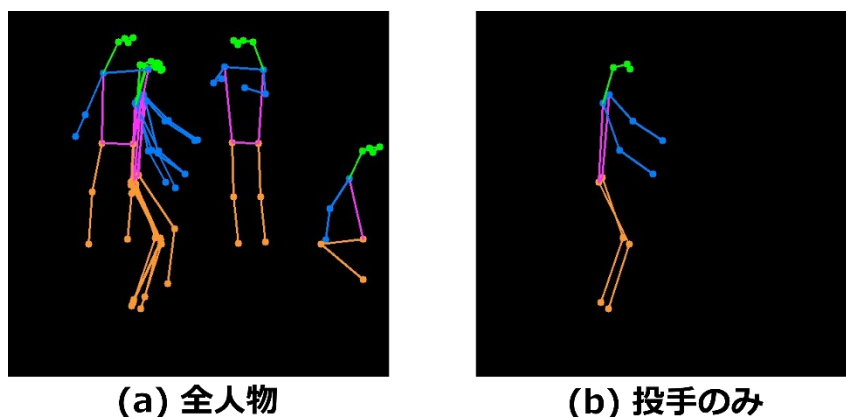


図 4.3 骨格画像例

また、図 4.3(a)に示すように、通常の出力で画像内で検出された全ての人物の骨格が表示される。この場合、投球動作の行動主として注目すべき投手の他に、打者や捕手、観客といった不要な骨格情報も表示されてしまう。加えて、図 4.3(a)における投手の骨格画像に注目すると、一人の人物に対して複数の骨格が重なって表示されていることが確認できる。映像のブラーといった影響から、一人の人物に対して複数回検出された際にこのような表示が発生するが、これも画像分類に悪影響を及ぼす原因となり得る。そこで、投手周辺をトリミングした場合、カメラと人物との距離の関係上、画像内の投手の位置が最も下部に来ることから、検出された人物の中で最下部に位置する人物を投手とし、投手の骨格情報一つのみを骨格画像として出力することとする。この処理の結果得られる骨格画像の例を図 4.3(b)に示す。

4.3.3 画像分類

4 章 2 節 2 項で述べた ResNet18 を投球データでファインチューニングして用い、トリミング画像から推定した骨格画像を入力として画像进行分类する。この際、分類は 3 クラスとし、その他、投球動作、予備・予後動作の三つに分類する。

また、分類結果のフラグを 0：その他、1：投球動作、2：予備・予後動作として設定し、入力映像のフレーム数に対応した配列要素に分類結果のフラグを出力する。投球動作が一回含まれる映像を入力とした際の分類結果の例を図 4.4 に示す。

この補正処理により、連続した投球動作フレームを映像として出力することが可能となる。なお、補正の結果、予備・予後動作のシーンが僅かに投球動作映像に含まれてしまうが、この映像は先行研究の入力映像として用いることを想定しており、先行研究においては始点終点自由な DTW によって特定動作の前後に余剰動作が含まれることを許容するため、問題なく利用可能となっている。

また、牽制球や個々人の投球前の習慣的行為であるルーティン動作を投球として出力することを防ぐため、出力段階で閾値を設定可能にする。これは、牽制球やルーティン動作が投球動作と比較して短い動作となる傾向に注目している。設定した場合、1：投球動作と判定されたフレームが閾値以上連続した場合のみ、そのフレーム群を投球映像として出力する。

4.4 提案手法 B：骨格テンソルの利用

4.4.1 概要

基本的な概要は 4 章 3 節 1 項で述べた提案手法 A のものと同様である。変更点として、姿勢推定結果を図 4.1 のような骨格画像ではなく、x 座標・y 座標の配列であるテンソル形式で扱うこととする。提案手法 B の概要を図 4.6 に示す。

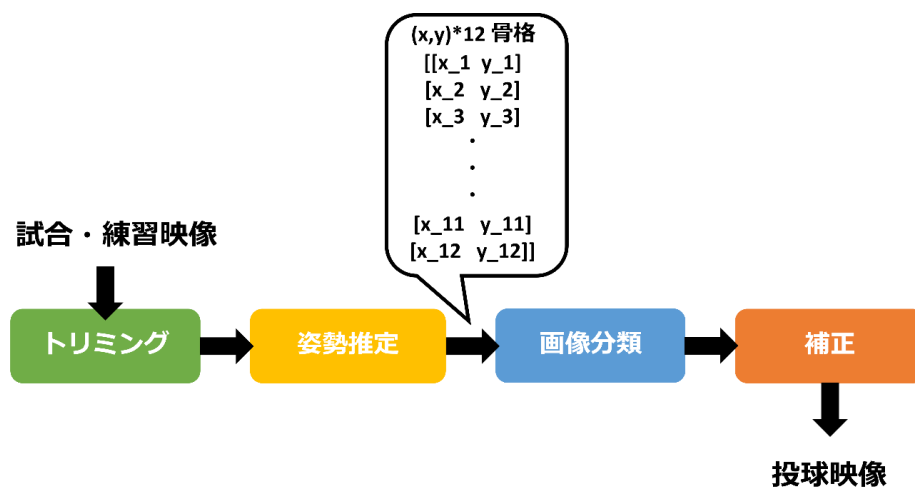


図 4.6 提案手法 B：骨格テンソルの利用 概要

骨格画像は黒色画像の背景上に骨格を結ぶ線という非常にシンプルな情報でありながら、入力映像のトリミング画像と同サイズの画素数を CNN に入力するため、分類に要する時間効率が悪いと考えられる。そこで、骨格を形成する情報をテンソルという小さいデータサイズの形式で CNN に入力することで、分類処理のパラメータ削減を試みる。なお、このテンソル情報はトリミング済み骨格画像のテンソル情報であるため、投手一人分の骨格情報を表す。

4.4.2 姿勢推定

YOLOv8n-pose で推定した骨格情報をテンソル形式で出力する。この際、座標値は入力した画像サイズによって、同じ姿勢・同じ位置の骨格であっても異なる数値を取る。そこで、 x, y 座標値をそれぞれ入力画像の幅、高さで正規化することで 0~1 の範囲の値とし、入力画像サイズによる影響を排除する。

4.4.3 画像分類

4 章 3 節 3 項と同様にその他、投球動作、予備・予後動作の三つのクラスに分類し、各フレームに対応するフラグを出力する。提案手法 A における画像分類と異なる点として、骨格画像と比較して骨格テンソル情報は非常に小さなデータサイズであるため、学習モデルは ResNet18 を用いず、3 層の CNN と 1 層の全結合層からなるネットワークを用いる。

4.4.4 分類結果の補正・出力

提案手法 B における分類結果の補正・出力方法は 4 章 3 節 4 項において示したものと同様の手法を用いる。

4.5 実験

4.5.1 データセット

トレーニング用のデータセットとして、投球動作のフレーム約 8000 枚、予備・予後動作のフレーム約 24000 枚、その他のフレーム約 24000 枚を用いる。なお、これらのデータはトレーニングするモデルに応じて、元画像、元画像+トリミング、骨格画像、骨格画像+トリミング、骨格画像のテンソル情報の 5 種類を用意する。

また、テスト用のデータセットとして、トレーニングデータとドメインが類似した試合映像（類似ドメイン映像と記述する）、ルーティン動作を含む類似ドメイン映像、非類似ドメイン映像の三つの映像を用いる。表 4.1 にテストデータセットの詳細を示す。

表 4.1 入力データ自動作成手法テストデータセット

	類似ドメイン	類似ドメイン (ルーティン含む)	非類似ドメイン
サイズ [px]	1920×1080	1920×1080	1920×1080
時間 [min]	25	25	19.5
フレームレート [fps]	30	30	30
投球数	55	43	42

4.5.2 評価指標

本実験の評価指標として、Precision, Recall, F-measure を用いる。Precision は適合率を示し、本実験においては投球として切り抜かれた映像の内、実際に投球であるものの割合を示す。Recall は再現性を示し、本実験においてはテスト映像内の全投球の内、実際に切り抜かれた投球の割合を示す。F-measure は Precision と Recall のトレードオフを示し、両者の調和平均で表される。

4.5.3 実験結果：提案手法 A

提案手法 A の実験結果を表 4.2, 4.3, 4.4 に示す。なお、各条件の比較のため、元画像、元画像+トリミング、元画像+トリミング+閾値、骨格画像、骨格画像+トリミング (提案手法 A)、骨格画像+トリミング+閾値の計 6 種の手法の結果を示す。

表 4.2 提案手法 A 及び各条件における実験結果 (1)

手法	類似ドメイン			
	Precision	Recall	F-measure	時間 [sec]
元画像	0.856	0.867	0.861	335
元画像+トリミング	0.922	0.994	0.957	103
元画像+トリミング+閾値	1.000	0.939	<u>0.969</u>	<u>107</u>
骨格画像	0.926	<u>0.976</u>	0.950	536
骨格画像+トリミング	<u>0.970</u>	<u>0.976</u>	0.973	169
骨格画像+トリミング+閾値	1.000	0.867	0.929	164

表 4.3 提案手法 A 及び各条件における実験結果 (2)

手法	類似ドメイン (ルーティン含む)			
	Precision	Recall	F-measure	時間 [sec]
元画像	0.683	0.853	0.759	339
元画像+トリミング	0.741	<u>0.992</u>	0.848	<u>114</u>
元画像+トリミング+閾値	0.869	0.922	0.895	99
骨格画像	0.955	0.984	<u>0.970</u>	555
骨格画像+トリミング	<u>0.977</u>	1.000	0.988	167
骨格画像+トリミング+閾値	0.981	0.845	0.908	161

表 4.4 提案手法 A 及び各条件における実験結果 (3)

手法	非類似ドメイン			
	Precision	Recall	F-measure	時間 [sec]
元画像	0.868	0.159	0.268	270
元画像+トリミング	1.000	<u>0.738</u>	<u>0.849</u>	118
元画像+トリミング+閾値	1.000	0.548	0.708	118
骨格画像	1.000	0.762	0.865	439
骨格画像+トリミング	0.926	0.722	0.811	<u>165</u>
骨格画像+トリミング+閾値	<u>0.947</u>	0.516	0.668	<u>165</u>

4.5.4 実験結果：提案手法 B

提案手法 B の実験結果を表 4.5, 4.6, 4.7 に示す。条件比較のため、表 4.2, 4.3, 4.4 に示した元画像+トリミングおよび骨格画像+トリミングの結果も併せて示す。

表 4.5 提案手法 B 及び各条件における実験結果 (1)

手法	類似ドメイン			
	Precision	Recall	F-measure	時間 [sec]
元画像+トリミング	<u>0.922</u>	<u>0.994</u>	<u>0.957</u>	103
骨格画像+トリミング	0.970	0.976	0.973	169
テンソル情報	0.829	1.000	0.907	<u>128</u>

表 4.6 提案手法 B 及び各条件における実験結果 (2)

手法	類似ドメイン (ルーティン含む)			
	Precision	Recall	F-measure	時間 [sec]
元画像+トリミング	0.741	<u>0.992</u>	0.848	114
骨格画像+トリミング	0.977	1.000	0.988	167
テンソル情報	<u>0.781</u>	<u>0.992</u>	<u>0.874</u>	<u>128</u>

表 4.7 提案手法 B 及び各条件における実験結果 (3)

手法	非類似ドメイン			
	Precision	Recall	F-measure	時間 [sec]
元画像+トリミング	1.000	<u>0.738</u>	0.849	118
骨格画像+トリミング	<u>0.926</u>	0.722	<u>0.811</u>	165
テンソル情報	0.634	0.992	0.773	<u>136</u>

4.6 考察

表 4.2 に示す提案手法 A の実験結果について、元画像・骨格画像共に、トリミングを加えることで **Precision** および **Recall** の向上が確認できる。これは、トリミングしたことにより、切り抜く動作の対象となる人物の情報をより重点的に扱うことが可能になるためと考える。また、この傾向は非類似ドメインにおいて顕著にみられるため、トリミングすることによりドメインの違いに頑健になるといえる。

閾値を加えた場合は更なる **Precision** の向上が見られる一方、**Recall** は低下している。これは、ルーティンや牽制球といった動作が投球よりも短い時間で行われる点に注目して閾値を設けたため、**Precision** の性能向上には貢献している一方で、素早い投球動作もルーティン等の動作と同じく閾値によって省いてしまった結果と考えられる。

同じ条件下での元画像と骨格画像の結果を比較した場合、**Precision** および **F-measure** においては多くの場合で骨格画像の性能が高くなっている。一方で、**Recall** は原寸サイズにおいては骨格画像の性能が高いものの、それ以外では元画像の性能が高くなっている。これは、元画像は背景や色などの多くの情報を持つため、投球と認識する範囲が広く、**Recall** が高くなる一方で、骨格画像は骨格の情報のみを扱うため、投球と認識するフレームの確度が高く、**Precision** が高くなると考える。

実行時間に関しては、同条件で比較した場合、元画像のまま扱う方が高速となっている。これは、骨格画像側では姿勢推定処理が加わっている点に起因する。また、トリミングの有無で比較した場合、トリミングした場合の方が2倍以上高速であり、特に骨格画像の場合に顕著となっている。これは、トリミングによって映像からフレームへの変換や、画像分類の際に扱う情報量が削減されるためであり、特に骨格画像については姿勢推定の処理量も削減できるため、より効果的となっている。

表 4.3 に示す提案手法 B の実験結果について、テンソル情報の **Precision** および **F-measure** は元画像+トリミングや骨格画像+トリミングより低い値となっているが、**Recall** については他 2 条件よりも高く、非類似ドメインについては突出していることが確認できる。これは、表 4.2 において元画像の **Recall** が高くなった理由と対称的に、扱う情報量が少ないために投球動作及びそれに近い動作をすべて投球と判定した結果、**Precision** が大きく低下し、その分 **Recall** が高くなったと考える。

また、実行時間は元画像+トリミングより遅いものの、骨格画像+トリミングより高速となっている。これは、骨格推定処理が加わっているため元画像を扱うより遅いものの、分類の際に骨格画像よりも小さなテンソル情報を扱っているためネットワークのパラメータが小さく、結果として両者の間の実行時間になったといえる。

総合的な評価のために、3 種のテストデータの結果の平均値を表 4.4 に示す。

表 4.8 提案手法 A, B 及び各条件における実験結果

手法	Precision	Recall	F-measure	実行時間 [sec]
元画像	0.802	0.626	0.629	315
元画像+トリミング	0.888	<u>0.908</u>	0.885	<u>112</u>
元画像+トリミング+閾値	0.956	0.803	0.857	108
骨格画像	<u>0.960</u>	0.907	0.928	510
骨格画像+トリミング	0.958	0.899	<u>0.924</u>	167
骨格画像+トリミング+閾値	0.976	0.743	0.835	163
テンソル情報	0.748	0.995	0.851	131

表 4.4 の結果から, Precision と Recall のバランスである F-measure において高い性能を示したのは骨格画像及び骨格画像+トリミングとなった. 両者の F-measure には約 0.4%の差異しかない一方, 実行時間について比較すると骨格画像+トリミングの方が約 70%短いことが確認できる. そのため, 七つの手法において総合的な性能が最も優れているのは骨格画像+トリミングと考える. また, Recall について着目した場合, テンソル情報が突出して高い性能を示している. そのため, 不足なく動作を切り抜くことを目的とする場合, テンソル情報を利用することが選択肢として考えられる.

4.7 むすび

本章では入力映像データの作成コスト低減を目的として, 姿勢推定技術と画像分類技術を利用した入力データ自動作成手法を提案し, 七つの条件における実験評価及び考察をした. 結果として, トリミングした骨格画像を扱う手法が総合的に最も高い性能を示し, 不足なく動作を切り抜くという目的の下においてはテンソル情報を扱う手法に優位性があることを示した.

第5章 結論と今後の展望

5.1 結論

本研究では、姿勢類似度に基づく動作照合手法の実用化を目的として、骨格情報の選択的な利用による高速化手法、フレーム削減による高速化手法、画像分類による入力データの自動作成手法を提案した。

骨格情報の選択的な利用による高速化手法では、動作照合性能への影響度が大きい骨格情報のみを利用することで、動作照合性能を維持しつつ、野球の投球においては平均16%、ゴルフのスイングにおいては平均21%の実行時間削減を確認した。

フレーム削減による高速化手法では、参照元・比較対象映像の両方に対してフレームを均等に削減することで、安定した実行時間の短縮と映像データの類似性の維持を図り、結果として先行研究のフレーム削減手法から動作照合性能を平均18%向上させ、実行時間を平均10%削減したことを確認した。

画像分類による入力データの自動作成手法では、動作の対象人物のトリミング及び姿勢推定によって、元画像のまま分類する場合よりも高い精度かつ高速に動作シーンの切り抜きを可能にした。

5.2 今後の展望

本研究で提案した高速化手法、入力データ作成手法はそれぞれ独立した手法となっている。そのため、二つの高速化に関する提案手法を組み合わせることで、より実用的な動作照合手法として発展させることが可能と考える。

謝辞

本研究の方向性等，様々な点でご指導して頂いた渡辺裕教授に深く感謝いたします。
また，研究が行き詰った際に相談に乗って頂き，問題解決の助けになってくださった研究室の皆様にも心から感謝いたします。

最後に，学業に専念できる環境と，日ごろの生活をサポートしていただいた家族に感謝いたします。

参考文献

- [1]. TOPPAN ホールディングス株式会社, “凸版印刷、理想的なスイングを手に入れるゴルフトレーニングシステムを開発”, (最終閲覧日: 2024 年 1 月 21 日), https://www.holdings.toppan.com/ja/news/2022/07/newsrelease220701_2.html
- [2]. TOPPAN ホールディングス株式会社, “TOPPAN、部活指導を効率化する「Loop Training System for 部活」を開発”, (最終閲覧日: 2024 年 1 月 21 日), https://www.holdings.toppan.com/ja/news/2023/10/newsrelease231030_1.html
- [3]. 大澤遼平, 渡辺裕, “選手の姿勢類似度に基づくスポーツ動作照合”, 情報処理学会, 第 116 回オーディオビジュアル複合処理研究発表会 研究報告, No.5, pp. 1-3, Feb. 2022.
- [4]. Z. Cao, T. Simon, S. Wei and Y. Sheikh, “Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation using Part Affinity Fields,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2017), pp. 1302-1310, Jul. 2017.
- [5]. 横井真也, 石川孝明, 渡辺裕, “スポーツ映像から取得した骨格座標データに対するアラインメント”, 電子情報通信学会総合大会, D-12-59, pp. 95, Feb. 2019.
- [6]. J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick and A Farhadi, “You Only Look Once: Unified Real-Time Object Detection,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016), pp. 779-788, Jun. 2016.
- [7]. Ultralytics/Ultralytics, [online] Available: <https://github.com/ultralytics/ultralytics>.
- [8]. K. He, X, Zhang, S. Ren and J Sun, “Deep Residual Learning for Image Recognition,” IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR 2016), pp. 770-778, Jun. 2016.

図一覧

図 2.1 骨格推定画像 (OpenPose)	3
図 2.2 先行研究概要図.....	4
図 2.3 ケンドールの順位相関係数イメージ図	6
図 2.4 性能上位ベクトル画像 (投球)	7
図 2.5 性能上位ベクトル画像 (スイング)	8
図 3.1 類似フレーム削減手法概要図.....	11
図 3.2 フレーム均等削減手法概要図.....	12
図 3.3 フレーム対応付けグラフ例.....	13
図 4.1 骨格推定画像 (YOLOv8)	15
図 4.2 提案手法 A : 骨格画像の利用 概要.....	16
図 4.3 骨格画像例.....	17
図 4.4 画像分類結果例.....	18
図 4.5 画像分類結果補正例.....	18
図 4.6 提案手法 B : 骨格テンソルの利用 概要	19

表一覧

表 2.1 参照映像 (投球)	5
表 2.2 参照映像 (スイング)	5
表 2.3 対象映像.....	5
表 2.4 性能上位ベクトル詳細 (投球)	7
表 2.5 性能上位ベクトル詳細 (スイング)	8
表 2.6 動作照合実験結果 (投球)	9
表 2.7 動作照合実験結果 (スイング)	9
表 2.8 単一ベクトルによる動作照合性能の分散及び標準偏差	10
表 3.1 フレーム削減手法による動作照合実験結果	14
表 4.1 入力データ自動作成手法テストデータセット	20
表 4.2 提案手法 A 及び各条件における実験結果 (1)	21
表 4.3 提案手法 A 及び各条件における実験結果 (2)	21
表 4.4 提案手法 A 及び各条件における実験結果 (3)	22
表 4.5 提案手法 B 及び各条件における実験結果 (1)	22
表 4.6 提案手法 B 及び各条件における実験結果 (2)	22
表 4.7 提案手法 B 及び各条件における実験結果 (3)	22
表 4.8 提案手法 A, B 及び各条件における実験結果	24

研究業績

- [1]. R. Osawa, S. Adachi and H. Watanabe, “Motion Matching Based on Pose Similarity Using Movement of Body Parts,” IEEE 11th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2022), pp. 83-86, Oct. 2022.
- [2]. S. Adachi, R. Osawa and H. Watanabe, “Selective Use of Skeletal Information to Reduce Computational Complexity of Motion Matching,” IEEE 11th Global Conference on Consumer Electronics (GCCE 2022), pp. 68-71, Oct. 2022.
- [3]. 足立翔平, 木谷佳隆, 河村圭, 渡辺裕, “V-PCC エンコーダにおけるテクスチャ画像のパッチ間平滑化に関する一検討,” 2022 年度画像符号化シンポジウム (PCSJ 2022) 2022 年度映像メディア処理シンポジウム (IMPS 2022) , P2-09, pp. 72-73, Nov. 2022.
- [4]. 足立翔平, 渡辺裕, “骨格情報に基づく動作対応付けの処理量削減に向けたフレーム削減手法の検討,” 電子情報通信学会総合大会, D-12-42, pp. 78, Mar. 2023.