単視点多眼によるアメリカンフットボールプレイヤーの 識別と位置特定に関する研究

Research for Identification and Positional Analysis of American Football Players Using Multi-Cameras from Single Viewpoint

姜 文淵*・山本 雄平*・田中 成典**

中村 健二***・田中ちひろ****

Wenyuan JIANG, Yuhei YAMAMOTO, Shigenori TANAKA

Kenji NAKAMURA and Chihiro TANAKA

Abstract : Our country is promoting supporting activities for training players and improving the competitiveness in preparation for international sporting events including Tokyo Olympic Games. Especially recently, one of the supporting activities at present is to utilize high-performance sensing devices for analyzing tactics by measuring the positional data of the players and digitizing their performances. However, sensing devices have not been put to practical use yet because it is hard for the players to wear them during games of various kinds of sports. Therefore, technologies for identifying players by image processing from the video images are the mainstream of the sports information fields. However, they have a problem that the identification accuracy decreases because lots of players are occluded into image data. Thus, in this research, we use multi-cameras from single viewpoint to identify American football players with high accuracy and specify their positions by photographing occlusion points with high zoom magnification, and then applying deep learning of the OpenPose. Finally, we embed the identification results of the OpenPose to the video images taken with low zoom magnification and try to identify players and to analyze their positions.

1. はじめに

我が国では、ラグビーワールドカップ2019、東京オリンピック2020年、関西ワールドマスターズゲームズ2021などの大規模なスポーツイベントの開催決定に伴い、スポーツの振興が大いに期待されている。そのため、平成27年に設置されたスポーツ庁（文部科学省，2018a）では、スポーツ行政を総合的に推進しており、特に「我が国の国際競技力の向上」に関する重点政策（文部科学省，2018b）において、日本代表選手の活躍を科学的側面から支援することを目指している。

このような背景の下、VR（Virtual Reality）を用い

た最新のトレーニング手法（NTT データ，2018）の適用、フィールドスポーツ向けの高精度な計測機器（フォーアシスト，2018）の導入、バレーボールのリアルタイムな計測データの可視化・解析サービス（バレーボール・アンリミテッド，2018）の開発などが積極的に行われている。

そこで、筆者らも、GNSS（Global Navigation Satellite System）センサと加速度センサを内蔵した計測端末 GPSports（フォーアシスト，2018）を用いて、アメリカンフットボールのプレー中の選手を可視化するシステムを開発（2017 Official Yearbook，2017；山本ら，2018）してきた。そこでは、計測データを統計的に分析することで、監督・コーチ等の指導者に新たな気づきとなる情報を提供できることを確認した。

しかし、選手の位置情報を計測するには我々では乗り越えることができない課題がある。それは、多くのフィールド競技において、試合中に選手がセンシング機器を装着することが許されていないことである。そ

* 関西大学先端科学技術推進機構

** 関西大学総合情報学部

*** 大阪経済大学情報社会学部

**** 関西大学大学院総合情報学研究科

「写真測量とリモートセンシング」VOL. 57, NO. 5, 2018

のため、ビデオカメラで撮影した映像を解析することで選手を識別して位置情報を特定する計測方法がまだ主流である。

映像計測に関する既存研究では、選手があまり密集しない比較的解析し易いサッカーへの適用事例が多く見受けられる。例えば、単視点で撮影した映像からパーティクルフィルタを用いて選手をトラッキング（西濃ら，2010）することや、さらに、色、形状のテクスチャ情報を活用（三須ら，2001）したり、RealAdaBoostにより生成された識別器（片岡ら，2010）を用いることでその精度を向上させることを試行している。

さらに、単視点ではなく多視点映像からサッカー選手（権藤ら，2013）やバスケットボール選手（Delannayら，2009）の識別精度の向上を試みるものもある。また、選手のみならずボールの追跡（井高ら，2015）に適用した事例も見られる。その上、自由視点映像を生成（稲本ら，2005）し、フレーム間の関連情報（山田ら，2014）からトラッキング精度を向上させることや、写真測量のステレオマッチング技術を用いて選手位置を3次元的に特定（下村ら，2013）し、さらに立体像を生成（池谷ら，2013）する応用研究もある。

加えて、選手の可視化に留まらず、プレー分析（長瀬ら，2006）や行動パターン分析（壁谷ら，2014）からプレーを分類することや、フォーメーションの解析結果から戦術分析（三須ら，2007）を行う発展研究なども見受けられる。

これら多くの研究事例では、選手の識別と位置特定、そして追跡の可視化、最終的には、戦術分析を目標に据えていると言える。しかし、その多くが選手のオクルージョン処理が最もハードルが高い課題であると結論付けている。そのため、映像解析の精度向上には、これまでにない新たなアプローチが必要であると考えられる。

そこで、本研究では、大量なデータを学習させることで、人物や動物などを高精度に認識可能なディープラーニング（Krizhevskyら，2012）の技術に注目（岡谷ら，2015）し、スポーツ分野への適用可能性について議論する。そこで、オクルージョンが多く発生するアメリカンフットボールを対象とし、最新のディープラーニングの技術を試みることで、選手の識別精度の限界を明らかにする。そして、その結果に基づき、頑健な選手識別と位置特定手法を考案する。

2. 事前確認実験

2.1 実験目的

本実験では、選手が密集することで生じるオクルージョン領域の識別にディープラーニングを適用することを試みる。ディープラーニングは、大量のデータから、人物の体の一部の色や形状などの特徴を学習することで、人物識別（大内ら，2017）が比較的簡単に与えることが知られている。しかし、アメリカンフットボールのフィールド全域の広大な空間を撮影する場合、映像上の選手のサイズが極度に小さくなり、人物の特徴を得ることが難しい。さらに、選手が密集する箇所では、目視でも人物識別が難しいことより精度の低下が懸念される。

そこで、本確認実験では、異なるズーム倍率で撮影した映像を用いて、ディープラーニングによる選手の識別率とズーム倍率との関連性を明らかにする。

2.2 実験データ

実験に使用するデータは、2017年11月5日に大阪府吹田市の万博記念競技場で行われた関西大学対関西学院大学のアメリカンフットボールの試合映像を用いる。試合映像は、時間同期操作が可能なスポーツコーティングカメラシステム（JVC ケンウッド，2018）のビデオカメラを3台用いて60fpsで撮影する。カメラは、条件が最も良好なメインスタンドの最上層の端にまとめて設置（図1）し、各カメラのズーム倍率を変更する。カメラAがグラウンド全体を俯瞰するように全域を、カメラBとCが選手の密集箇所を大きく撮影するように設定した。その結果、カメラAは全域が撮影可能な約1.1倍（低倍率）とし、カメラBは、選手が映像全体の高さの約1/6程度となるように約6.0～8.0倍（中倍率）の範囲で調整した。カメラCは、密集箇所をより大きく撮影するため、選手が映像全体の高さの約1/3～1/4程度となるように約8.0～14.0倍（高倍率）の範囲で調整した。ここで、カメラAの映像を「映像A」、映像Aから切り出した任意の1フレームを「画像A」とし、カメラBとCも同様の表記とする。

2.3 実験方法

実験では、ディープラーニングの学習モデルであるOpenPose（Cao，2017；GitHub，2018）を用いて解析精度を検証する。これは、人物のボディパーツ（図2）

図1 単視点からズーム倍率が異なる3つのカメラの撮影方法

図2 OpenPoseで識別可能なボディパーツ

を識別できるライブラリである。各ボディパーツには、0～1の信頼度が付与される。

実験方法は、ズーム倍率が異なる3つの試合映像から10プレー（a～j）を切り出し、各映像に対して0.5秒ごとにOpenPoseを適用する。そして、目視で識別に成功した人数をカウントし、識別率を算出する。その判定方法としては、1人の選手につきボディパーツが2つ以上確認され、しかも対象選手であることを判定できた時に識別成功、それ以外の場合は識別失敗とし

表1 OpenPoseによる1プレー（a）の詳細解析結果（中倍率の映像）

フレーム番号*1	撮影された人数	人のサイズの平均*2	識別された人数	識別の誤り数	適合率	再現率（識別率）	F 値
1	22	129.0	15	1	0.938	0.682	0.790
31	22	127.9	14	2	0.875	0.636	0.737
61	22	130.9	13	4	0.765	0.591	0.667
91	22	128.2	15	6	0.714	0.682	0.698
121	22	127.1	14	3	0.824	0.636	0.718
151	22	138.2	14	7	0.667	0.636	0.651
181	22	146.7	13	7	0.650	0.591	0.619
211	22	148.8	14	6	0.700	0.636	0.666
241	22	151.9	15	5	0.750	0.682	0.714
271	22	156.4	15	2	0.882	0.682	0.769
301	21	157.7	16	2	0.889	0.762	0.821
331	21	162.9	18	4	0.818	0.857	0.837
361	21	162.0	16	5	0.762	0.762	0.762
391	18	166.1	14	6	0.700	0.778	0.737
421	18	171.1	15	4	0.789	0.833	0.810
平均	—	147.0	—	—	—	0.697	—

*1フレーム数422

*2フィールド内の全員の高さのピクセル数の平均

表2 OpenPose による1プレー (a) の詳細解析結果 (高倍率の映像)

フレーム 番号* ¹	撮影され た人数	人のサイズ の平均* ²	識別され た人数	識別の 誤り数	適合率	再現率 (識別率)	F 値
1	18	205.4	15	2	0.882	0.833	0.857
31	18	203.8	14	1	0.933	0.778	0.848
61	18	203.0	14	1	0.933	0.778	0.848
91	18	202.8	14	4	0.778	0.778	0.778
121	18	193.9	13	3	0.813	0.722	0.765
151	17	217.8	13	6	0.684	0.765	0.722
181	17	235.6	13	3	0.813	0.765	0.788
211	18	244.8	16	2	0.889	0.889	0.889
241	18	250.3	15	2	0.882	0.833	0.857
271	19	256.8	18	4	0.818	0.947	0.878
301	19	258.0	17	3	0.850	0.895	0.872
331	16	269.9	16	0	1.000	1.000	1.000
361	16	270.7	15	3	0.833	0.938	0.882
391	15	274.7	14	4	0.778	0.933	0.848
421	15	283.0	13	1	0.929	0.867	0.897
平均	—	238.0	—	—	—	0.848	—

*¹フレーム数422*²フィールド内の全員の高さのピクセル数の平均

て判定した。そして、10プレー全ての判定結果から、OpenPose の適用可能性について検証する。

2.4 実験結果

1プレーの映像 A, B, C を対象に OpenPose を適用した結果、映像 A では識別率が0%となった。これは、映像が低倍率であったため、画面上の選手の高さが30ピクセル程度と小さく、色や形状などの特徴が十分に獲得できなかったためである。このことから、OpenPose 以外の解析手法が必要であることがわかった。一方、映像 B (表1) では、撮影された選手 (平均の高さが約147ピクセル) の識別率は0.697、映像 C (表2) (選手の平均の高さが約238ピクセル) では、0.848となった。このことから、選手の映像上のサイズが約1.6倍になると、識別率が0.151ポイント上昇したことがわかった。これは、中高倍率の映像では各選手の画素数が増加し、ボディパーツの特徴を獲得できたためである。同時に、オクルージョンしている選手も一部のボディパーツが判別され選手を個別に識別することがわかった。

10プレーの識別率を表3と表4に示す。表3から中倍率では平均で65.6%の選手を識別できた。さらに、ズーム倍率が高くなると平均で82.2% (表4) となり、識別率が大幅に上昇することがわかった。また、中倍率 (表3) では、フィールド上の選手全体の識別率が0.506になっている一方、映されている選手が少ない高倍率 (表4) では、識別率が0.529となり、中倍率より高くなっている。このことは、中倍率では、高倍率に比べて多くの選手が撮影されているにも係らず、オクルージョン箇所の選手の識別率が低いためにこのような現象が生じることがわかった。言い換えると、高倍率では、飛躍的に選手の識別精度が向上しているが、映っている選手の数が少ない問題があると言える。

その他、撮影箇所がプレーの進行に応じて変化するため、選手のフィールド上の絶対位置を算出できないことが明確になった。

そこで、これらの課題を解消するため、複数台のカメラで倍率が異なる映像を重畳する方法を検討する。

表 3 OpenPose による10プレーの解析結果（中倍率の映像）

プレー	フレーム数	撮影された 人数* ¹	識別された 人数* ¹	撮影された選手 の識別率* ²	フィールド 上の人数* ¹	フィールド上の 選手の識別率* ³
a	422	21.3	14.7	0.697	25.5	0.578
b	296	21.7	15.6	0.721	26.0	0.600
c	308	18.5	14.9	0.573	26.0	0.388
d	370	21.3	13.6	0.524	26.0	0.281
e	745	20.6	14.9	0.723	26.0	0.573
f	334	25.0	13.6	0.543	26.0	0.522
g	700	14.2	12.0	0.883	24.0	0.502
h	540	22.0	14.4	0.654	26.0	0.553
i	320	21.1	16.2	0.766	26.0	0.622
j	220	24.0	11.4	0.474	26.0	0.438
識別率の平均	—	—	—	0.656	—	0.506

*¹30フレームごとの統計結果の平均*²フィールド上の撮影された人数をベースとする識別率*³フィールド上の総人数をベースとする識別率

表 4 OpenPose による10プレーの解析結果（高倍率の映像）

プレー	フレーム数	撮影された 人数* ¹	識別された 人数* ¹	撮影された選手 の識別率* ²	フィールド 上の人数* ¹	フィールド上の 選手の識別率* ³
a	422	17.3	14.7	0.848	25.5	0.575
b	296	17.5	15.7	0.897	26.0	0.604
c	308	15.5	14.0	0.900	26.0	0.538
d	370	18.9	14.8	0.781	26.0	0.568
e	745	15.8	14.6	0.924	26.0	0.563
f	334	21.8	15.8	0.724	26.0	0.606
g	700	9.2	8.7	0.970	24.0	0.361
h	540	17.4	14.1	0.813	26.0	0.543
i	320	16.1	13.6	0.853	26.0	0.524
j	220	21.1	10.6	0.509	26.0	0.409
識別率の平均	—	—	—	0.822	—	0.529

*¹30フレームごとの統計結果の平均*²フィールド上の撮影された人数をベースとする識別率*³フィールド上の総人数をベースとする識別率

3. 提案技術の実装概要

3.1 提案技術の目的

本研究では、事前確認実験を通じて明らかとなった「単視点のフィールド全域の映像による選手の位置特定ではオクルージョン選手の識別が困難である課題」と「フィールド上の選手の絶対的な位置の算出が困難である課題」を解消し、高精度に選手を識別し、位置

特定を実現する手法を検討する。

これらの二つの課題について議論した先行研究（田摩ら，2015）では、固定の4台のカメラから全選手の識別結果を統合してパノラマ映像を生成する手法を提案している。しかし、これは、カメラの位置とズーム倍率が固定されているため、オクルージョンしている人数が多い場合、異なる選手の判定が困難であり識別率がある一定のレベルで止まってしまう課題がある。

図3 ズーム倍率が異なる映像を重畳することによる選手識別モデルの提案

そこで、本研究では、選手の識別精度の向上を目的とし、多段階のズーム倍率の映像解析手法のモデルを提案する。

本モデルは、図3に示すように、ズーム倍率が異なる映像を段階的に解析してそれらを重畳することで、選手識別の精度向上を目指すものである。図3に示す通り、全域を撮影した俯瞰映像Aをベースにして、中倍率映像Bを映像Aに重畳（重畳映像AB）し、さらにそれに高倍率映像Cの情報を重畳（重畳映像ABC）して識別数を徐々に向上させることが可能となる。そこで、本研究では、俯瞰映像に中倍率映像を付加する1段階の重畳方法（俯瞰映像とズーム映像）と、その1段階の重畳結果に内在する中倍率映像に別の高倍率映像を付加する2段階の重畳手法（中・高倍率のズーム映像）について詳述する。3段階以上は2段階の重畳方法を繰り返して処理する。

3.2 システム化の方針

3.2.1 映像の取得方法

カメラの撮影は図1の通り、観客席にあるほぼ同一地点（単視点）から行う。各カメラは、事前実験と同

図4 映像の取得方法

様に時間同期機能を有するスポーツコーチングカメラシステム（JVC ケンウッド，2018）を使用する。映像の取得方法を図 4 に示す。カメラ A は、低倍率でフィールドの 4 隅を含めた全域を固定撮影する。カメラ B は、中倍率でカメラ A の撮影領域中の密集している選手を手動で追従して撮影する。カメラ C は高倍率で、カメラ B の撮影領域の中にあるオクルージョンが最も大きい箇所を手動で追従して撮影する。

カメラ B とカメラ C は、基本的に撮影中にズーム倍率を変更しない。しかし、各プレーの開始時の位置により、選手の映像上のサイズが大きく変化し、OpenPose の識別率が低下する可能性がある。そのため、本研究では、各プレーの開始時のみ、選手の映像上のサイズが他のプレーと同程度になるようにカメラのズーム倍率を変更する。

3.2.2 映像の解析システムの実装方法

提案技術の実装方法を図 5 に示す。本システムは、選手識別機能、映像位置決定機能と識別結果統合機能を有し、単視点から撮影したズーム倍率が異なる複数の映像を入力し、全ての映像を重畳した識別結果を出力する。これらの処理は、映像から切り出したフレームごとの画像で行う。

選手識別機能は、それぞれの映像の各フレームから、選手を識別し、画像上の位置を取得する。選手識別の処理は、事前実験の結果に基づき、俯瞰映像とズーム映像で異なる手法を選択する。

映像位置決定機能では、各フレームのズーム画像のフィールド上の位置の特定と、全体の識別精度を向上させるため、重畳に必要なパラメータを算出する。本処理は、1 段階の重畳と 2 段階以降の重畳で異なる処理を行う。1 段階の重畳（俯瞰映像とズーム映像を用

図 5 提案システム

図6 最終成果のイメージ図

いる場合)では、フィールド全域におけるズーム映像の位置とスケールを算出する。一方、2段階の重畳(中・高倍率のズーム映像を用いる場合)では、全体の識別精度を向上させるため、ズーム映像同士の位置とスケールを算出する。

識別結果統合機能では、算出した位置とスケールに基づき全ての映像を重畳する。

3.2.3 最終成果のイメージ

本システムの最終成果は、図6に示す通り映像Aに映像Bと映像Cの識別結果を重畳して統合した結果である。これは、3台のカメラの映像の同時刻の1フレームの画像を取り出して重畳したものである。赤枠

で囲んでいる選手は画像Bから識別した選手であり、青枠で囲んでいる選手は画像Cから識別した選手である。

4. 提案システムの各機能

4.1 選手識別機能

4.1.1 選手識別処理(俯瞰映像)

本処理では、各フレームの俯瞰画像上の密集していない単独選手の位置を取得する。2章の事前確認実験でも述べた通り、俯瞰画像は映像中の選手の画素数が少ないためにOpenPoseを適用できない。そのため、一定の精度で識別できる背景差分法(時倉ら、2005)

を適用する。

4.1.2 選手識別処理（ズーム映像）

本機能では、選手の密集するオクルージョン箇所における個別の選手の位置を取得するため、各フレームのズーム画像から高精度に選手を識別する。ズーム画像は、選手の画素数が多いため、オクルージョンが発生していても個別の選手を高精度に識別可能なOpenPoseを適用する。

4.2 映像位置決定機能（俯瞰映像とズーム映像）

4.2.1 手法の検討

本機能では、映像Aの背景差分法による識別結果に、映像BのOpenPoseによる識別結果を埋め込み、プレー中の数名の選手の位置を特定する。画像の埋め込みを実現するには、多重解像度のテンプレートマッチング手法(Jacobsら、1995)や、SIFT特徴(Lowe、2004)とそれを高速化したSURF特徴(Bayら、2008)を用いるマッチング手法が考えられる。

多重解像度のテンプレートマッチングは、同一画像に対して高精度なマッチングが可能であるが、変位した画像や、細かい特徴が異なる別画像の場合、大幅に精度が低下しマッチングができない問題(入谷ら、2003)が指摘されている。この方法が適用可能かを確認するため、手動で1プレー(0.5秒ごとのフレーム)の映像AとBの解像度を調整して試行したところ、全フレームにおいてマッチングに失敗した。これは、画像Aの選手の画素数が非常に少なく、色の特徴が画像Bの選手と異なっているためであると考えられる。

一方、SIFT特徴やSURF特徴を用いる手法は、照明影響、回転、スケール不変の特徴があるため、幅広い分野で使用されている。そこで、SURF特徴によるマッチングを試行し、その適用可能性を検討した。本手法を1プレー(0.5秒ごとのフレーム)の映像AとBに適用した結果、15フレームの内、1フレームのみ正確にマッチングできた。他の14フレームは、画像AとBで抽出されたSURF特徴が大きく異なり、マッチングに失敗することが明らかとなった。マッチングに失敗した主な要因として、画像Aでは抽出されたSURF特徴自体が非常に少なく、画像Bでは選手やフィールドのSURF特徴が多く検出されていることが挙げられる。画像AのSURF特徴が少ない原因は、撮影された選手の画素数が非常に少なく、色の変化がないこと

や、フィールド全体の色が近似しているためであると考えられる。

以上の検討結果から、撮影時の倍率が大きく異なる場合、画像の色や形状などの特徴によるマッチング手法は適用困難であることがわかった。

そこで、画像の色や形状情報の代わりに、各選手の位置の相似関係に着目した方法を考案する。単視点からのズーム倍率の異なる映像から取得したそれぞれの選手は、位置関係が相似する特徴があることを利用する。例えば、図7に示すように、映像Bの左右の2人に対応する映像Aの2人を取り出し、位置とスケールを変化させて重畳すると、他の選手も同様に重なる。この特徴を用いて、映像Bの特定の2人に対し、映像Aの2人の全ての組み合わせから選手全員が重なる組み合わせを探索することで、映像AとBを重畳できると考えられる。したがって、本研究では、この相似関係によるマッチング手法を用いて、映像Aにおける映像Bの位置を決定する方法を採用する。これにより、映像Bで識別した選手のフィールド上の位置を特定できる。

マッチングする時、2つの映像が異なるため、選手の位置ズレによりマッチングができない可能性があるため、ズレによるマッチングの失敗の可能性を検証する必要がある。そこで、本研究では、1フレームの画像Aと画像Bを手動で重畳し異なるズーム倍率の画像間のズレの程度を確認した。その結果、22人のうちの20人が1ピクセル程度のズレに収まっていることがわかった。そのため、射影変換せずに選手の位置の相似関係によるマッチングが可能で、取得した選手の位置を問題なく利用できると考えられる。

4.2.2 手法の詳細

本機能は、相似関係のマッチング処理とマッチング結果の補正処理により構成される。

(1) 相似関係のマッチング処理

本処理では、映像Aの背景差分法の識別結果と、映像BのOpenPoseの識別結果の相似関係をマッチングする。マッチングを実現するためには、適切な重畳位置と拡大・縮小率のスケールの算出が必要である。

そこで、本処理では、映像Aと映像Bから取得した2人の内の1人の位置を重畳の位置とし、それぞれの映像の2人の距離の比率からスケールを算出する。対応する2人を特定するため、映像Aの識別結果から選

図7 選手位置の相似関係による重畳位置の決定

図8 画像AとBのフレームごとのマッチング方法

択した2人の組み合わせに対して処理を行い、選手全員が重なる可能性が最も高い組み合わせを探索する。

1フレームの処理の詳細手順を以下に示す。

Step 1. 図8の①に示す通り、画像Bの識別結果から、最も左と最も右の単独の選手(LとR)を取り出す。単独の選手は以下の要件で定義する。

- ・識別された選手を囲んだ枠は、他の選手の枠

と接触しないこと。

- ・OpenPoseにより識別された選手は、信頼度が0.5以上のボディパーツが10個(全部17個)以上であること。

Step 2. 画像Aの識別結果から、2人の全ての組み合わせを作成し、集合 H_A とする。

Step 3. 図8の②に示す通り、集合 H_A から、任意の1組の選手(aとb)をマッチング対象として取

り出す。

- Step 4. 図 8 の③に示す通り、L と R の距離を d_1 、a と b の距離を d_2 とし、最初のスケール S を式 1 により算出する。

$$S = \frac{d_1}{d_2} \quad \text{式 1}$$

式 1 で求めた S は、プレー中に画像 B のズーム倍率を変更しないため、2 フレーム以降のスケールとしても利用する。

- Step 5. 図 8 の④に示す通り、画像 B を S 倍縮小し、L (左) の選手の中心座標を、a と b のうち左側の選手の中心座標に合わせて、画像 B の全ての識別結果を画像 A に重畳する。

- Step 6. 重畳した結果の重なり度合い O_B を式 2 で評価する。

$$O_B = \frac{n}{\sum_{i=1}^n S_{B_i} + S_{\text{Max}}} \quad \text{式 2}$$

式 2 の S_{B_i} は、画像 B の単独選手の枠の中心点を含む画像 A の識別結果の枠の面積である。 n は画像 B の識別結果の総数である。 S_{Max} は、画像 A の識別結果の中で、最も大きい枠の面積である。

- Step 7. 集合 H_A からマッチングした 2 人組を取り除く。
- Step 8. 集合 H_A に 2 人組がある場合 Step 3 に、ない場合 Step 9 に移行する。
- Step 9. 重なり度合い O_B が最も大きい場合のスケール S と重畳時の位置をマッチング結果の正解とする。

本処理の式 2 では、画像が正確に重畳された場合の特徴を考慮して、重なり度合いの評価値を計算する。画像が正確に重畳された場合、多くの画像 B の選手が画像 A の識別結果の枠に入ることから、重なった選手が多いほど、評価値の合計値が大きくなり正解に近く特徴がある。しかし、合計値を用いる場合、画像 A の 1 つの大きなオクルージョンの枠に、画像 B の全ての選手が入る可能性も考えられる。そこで、式 2 では、選手が入る枠の面積の逆数の合計値を用いることで、オクルージョンの枠の評価を低く、単独選手の枠の評価を高めている。一方、画像 A の枠が非常に小さい場合、その枠の面積の逆数のみで計算すると、選手が小さい枠に同時に入ることによって評価値が極端に大きくなる問題が発生する。そこで、分母に S_{Max} を加算するこ

とで、各枠の評価値の差分を小さくして、この問題を解決する。

この処理は、画像 B から、単独選手 2 人を利用してスケール S を決定するため、カメラ B には、単独選手が 2 人以上入るようにズーム倍率を調整する必要がある。ただし、単独選手が 2 人に満たない場合、評価値の計算はできないが、前後のフレームのマッチング結果からの補正が可能と考えられる。

(2) マッチング結果の補正処理

アメリカンフットボールでは、サイドラインに控える選手が多数存在するため、背景差分法により、大きな枠（群集）が抽出される。この場合は、大きな枠に OpenPose の識別結果が全て含まれる可能性があり、位置を正確に重畳されない原因となる。そこで、本処理では、この問題に対応するため、カメラの撮影画面が急な移動をしないことに着目し、前のフレームのマッチング結果を利用して補正を行う。具体的には、現在のフレームのマッチング結果の重畳位置が、前のフレームのマッチング結果の重畳位置から大きく離れている場合、現在のマッチングに利用した画像 A の 2 つの枠の組み合わせを取り除いて、再度相似関係のマッチング処理を行う。

4.3 映像位置決定機能（中・高倍率のズーム映像）

本機能も位置特定機能と同様に相似関係のマッチング処理とマッチング結果の補正処理で構成される。

(1) 相似関係のマッチング処理

本処理では、オクルージョン箇所を撮影している中倍率の映像 B に高倍率の映像 C の OpenPose の識別結果を重畳する。これにより、オクルージョンしている選手の識別精度を向上させる。

また、本処理では、映像 B と映像 C 上の対応する人物のスケルトン（OpenPose のボディパーツを線でつなげたもの）のサイズの比率をスケールとし、その人物の位置を重畳の位置とする。ここで、映像 B と映像 C の対応する人物を特定するには、4.2 節の処理と同様に識別結果から全ての組み合わせを探索し、選手全員が重なる可能性の最も高い組み合わせを選択することで実現する。

具体的な 1 フレームの処理のステップを以下に示す。

- Step 1. 画像 C の頭部と脚部のボディパーツを含む信頼度の高い識別結果を集合 H_c とする。

- Step 2. 図 9 の①に示す通り、 H_c から 1 人の選手 (P)

を取り出す。

Step 3. 画像 B の頭部と脚部のボディパーツを含む信頼度の高い識別結果を集合 H_B とする。

Step 4. 図 9 の②に示す通り、 H_B から 1 人の選手 (Q) をマッチング対象として取り出す。

Step 5. 図 9 の③に示す通り、P の頭の位置から最も下の足までの距離を d_1 とし、Q の頭の位置から最も下の足までの距離を d_2 とし、最初のスケール S を式 1 により算出する。ただし、2 フレーム以降は前フレームのスケール S を利用する。

Step 6. 図 9 の④に示す通り、画像 C を S 倍縮小し、P と Q の頭部 (図 2 の 0 番目、具体的に鼻部) の位置を合わせて、画像 C の識別結果を全て画像 B の識別結果に重畳する。

Step 7. 重畳した結果の重なり度合い O_c を次式で評価する。

$$O_c = \sum_{i=1}^n \frac{2S_{O_i}}{S_{B_i} + S_{C_i}} \quad \text{式 3}$$

式 3 の S_{C_i} は、画像 C の識別結果の各枠の中で、画像 B の識別結果の枠と交差し、重複する面積が最も大きい場合の面積である。 S_{B_i} は、重複する画像 B の識別結果の面積、 S_{O_i} は、重複した面積である。 n は画像 C の識別結果の総数である。

Step 8. H_B からマッチングした対象を取り除く。

Step 9. H_B にマッチング対象が存在する場合 Step 4 に、存在しない場合 Step 10 に移行する。

Step 10. H_C からマッチングした対象を取り除く。

Step 11. H_C にマッチング対象が存在する場合 Step 2 に、存在しない場合 Step 12 に移行する。

Step 12. 重なり度合い O_c が最も大きい場合のスケールと重畳の位置をマッチング結果の正解とする。

本処理の式 3 では、OpenPose の識別結果同士が正確に重畳された場合の特徴を考慮して、重なり度合いの評価値を計算する。OpenPose の識別結果が正確に重畳された場合、各選手の枠が概ね重なる特徴がある。そこで、式 3 では、各選手の枠の重複する面積 S_o の割合 (完全に重なる場合に 1 となる) の合計値を用いて評価値を算出する。

(2) マッチング結果補正処理

本処理では、位置特定機能と同様に、現在のフレー

ムのマッチング結果の重畳位置が前のフレームのマッチング結果の重畳位置から大きく離れている場合、現在のマッチング結果に利用した画像 A の 2 つの枠の組み合わせを取り除いて、再度相似関係のマッチング処理を行う。

4.4 識別結果統合機能

本機能では、映像 A、B、C の識別結果を統合する。まず、図 3 の 2 段階重畳の部分に示すように、映像 A 中の映像 B の範囲にその B の識別結果に置き換え重畳映像 AB を生成する。そして、重畳映像 AB の映像 C の範囲をその C の識別結果に置き換え重畳映像 ABC を生成する。これにより、映像 B や C から高精度に識別された選手を映像 A に埋め込み、フィールド上の選手全ての位置を特定することを試みる。

5. 提案手法の検証

5.1 実験データ

実験に使用するデータは 2 章と同様に、スポーツコーチングカメラシステム (JVC ケンウッド, 2018) のビデオカメラを 3 台用いて、ズーム倍率が異なる単視点の映像から切り出した 10 プレー (a~j) とする。

5.2 実験方法

提案システムの有用性を確認するために 2 つの実験を行う。

1 つ目は、異なるズーム倍率の映像における重畳の正確率の確認実験である。本実験では、取り出した各プレーに対して、0.5 秒ごとに、映像が正確に重畳されるかどうかを目視で確認し、正確率を集計する。また、1 段階の重畳が正確かどうかの判断では、スケールの計算に用いる映像 B 上の 2 人が映像 A 上の対応する 2 人を特定できた場合を正解とし、それ以外の場合を不正解とする。2 段階の重畳の判断では、スケールの計算に用いる映像 C 上の 1 人が映像 B 上の対応する 1 人を特定できた場合を正解とし、それ以外の場合を不正解とする。

2 つ目は、選手の識別精度の確認実験である。本実験では、取り出した 10 プレーを対象とし、0.5 秒ごとに正確に識別された選手数を計数し、平均識別率を集計する。

図9 画像BとCのフレームごとのマッチング方法

緑枠: 映像Aからの識別結果, 赤枠: 映像Bからの識別結果, 青枠: 映像Cからの識別結果

図10 自動処理による最終結果の一例

5.3 結果と考察

(1) 重畳の正確率の確認実験

提案手法による識別結果の一例を図10に、映像重畳の正確率の確認実験の結果を表5に示す。図10から、映像上の選手全員が識別結果の枠に入っていることが

わかる。このことから、提案手法によるマッチングで正しく選手が特定され、映像BとCが映像Aに重畳されていることがわかった。一方、図10の赤枠の識別結果の一例から、枠が選手の身体の一部のみを囲む現象（選手の重心が枠外にある）も見られた。この原因

表5 10プレーの重畳の正確率の確認結果

プレー	フレーム数	映像 A と B		映像 B と C	
		正確に重畳されたフレーム数	正確率	正確に重畳されたフレーム数	正確率
a	422	420	99.5%	422	100.0%
b	296	227	76.7%	296	100.0%
c	308	293	95.1%	308	100.0%
d	370	352	95.1%	370	100.0%
e	745	741	99.4%	559	75.0%
f	334	332	99.4%	301	90.1%
g	700	606	86.6%	697	99.6%
h	540	531	98.3%	540	100.0%
i	320	307	95.9%	320	100.0%
j	220	220	100.0%	220	100.0%
正確率の平均	—	—	94.6%	—	96.5%

として、OpenPose の識別結果では、人物の頭から足元まで全域を識別できていることに対し、背景差分法では選手の領域が一部欠けてしまうことが挙げられる。これにより、スケールの計算時に誤差が発生し、図10のように枠のズレが生じる結果となった。ここで、ズレの程度を確認するため、背景差分法で識別した映像 A の単独の選手と、映像 B または C から識別した同一の選手の重心のズレの平均値と標準偏差を算出した。その結果、平均値で約4.16ピクセル、標準偏差で2.70ピクセルとなった。このことから、誤差は僅少であり、選手の位置情報として十分に実用可能と考えられる。

また、表5から、映像 A と B および映像 B と C ともに、重畳の正確率が高いことがわかった。特に、プレー (j) は、正確率が100%であり、高精度にマッチングできていることがわかる。これは、プレー (j) の選手全員の動きが少ないことに起因しており、同様のプレーではマッチングが成功しやすいことがわかった。一方、プレー (b) では、映像 A と B の重畳の正確率が76.7%で低くなったが、これは、映像 A の中の映像 B の撮影範囲内に、単独の選手が1人しか存在しない状態が長く続き、相似関係のマッチングの計算が正確にできなかったためである。また、プレー (e) では、映像 B と C の重畳の正確率が75.0%になったが、これは、映像 B の中の映像 C の撮影範囲内に、OpenPose で正確に認識できた選手は1人も存在していない状態

が長く続き、相似関係のマッチングの計算が正確にできなかったためである。

このことから、SIFT や SURF 特徴によるマッチングができない場合でも、本提案手法により高精度なマッチングが可能で、選手の識別に有用であることが明らかとなった。マッチングが失敗したフレーム画像を確認すると、次の3つが失敗の原因であることがわかった。

- ・位置関係のマッチングに利用できる単独の選手が1人以下の場合
- ・背景差分法と OpenPose の識別結果の中に選手以外のノイズが多く存在する場合
- ・重畳用の画像 B に、OpenPose により正確に識別された選手がいない場合

1つ目の原因は、選手ほぼ全員がオクルージョンしている場合や、背景差分法または OpenPose により、単独の選手を識別できなかった場合である。この場合は、選手の相似関係を利用したマッチングができないが、撮影角度を変えることや単視点のみならず自由視点からの多眼撮影で対応できると考えられる。

2つ目の原因は、フィールドのサイドラインに待機中のプレイヤーなどが多く存在する場合である。これは、1つ目の原因と同様に、撮影角度を変えることや複数地点からの撮影で対応できると考えられる。

3つ目の原因は、撮影のズーム倍率が低い場合である。これは、画像上の選手の高さが画像全体の高さの1/6以下になり、十分な特徴量を取得できず、OpenPose の識別精度が大幅に低下したためである。したがって、プレーの状況に応じて、プレー開始時に映像上の選手のサイズを意識してズーム倍率を決定する必要があると言える。

(2) 選手識別精度の確認実験

1プレー (a) の詳細な識別精度を表6、10プレーの選手の識別精度を表7に示す。これらは、図3のモデルの精度向上を検証できるように、映像 A に B を付加した1段階の重畳結果 (重畳映像 AB) と、重畳映像 AB に映像 C を付加した2段階の重畳結果 (重畳映像 ABC) の両方の識別精度を示している。

表6における網掛けは、F 値が最も高いフレーム (331フレーム目)、中間の値のフレーム (301フレーム目)、最も低いフレーム (151フレーム目) を示し、その詳細の出力結果を図11に示す。F 値は、誤りの情報も加味しているため、出力結果を総合的に判断できる。

表6 1プレー (a) の詳細解析結果

フレーム番号 *1	総人数 *2	オクルー ジョン 人数	1段階の重畳 (重畳映像 AB)					2段階の重畳 (重畳映像 ABC)				
			識別 された 人数	識別の 誤り数	適合率	再現率 (識別 率)	F 値	識別 された 人数	識別の 誤り数	適合率	再現率 (識別 率)	F 値
1	26	16	19	2	0.905	0.731	0.809	23	3	0.885	0.885	0.885
31	26	16	18	4	0.818	0.692	0.750	22	3	0.880	0.846	0.863
61	26	17	17	6	0.739	0.654	0.694	22	3	0.880	0.846	0.863
91	26	16	19	8	0.704	0.731	0.717	22	6	0.786	0.846	0.815
121	26	18	18	6	0.750	0.692	0.720	22	6	0.786	0.846	0.815
151	26	20	18	8	0.692	0.692	0.692	21	8	0.724	0.808	0.764
181	26	18	18	9	0.667	0.692	0.679	21	6	0.778	0.808	0.793
211	26	17	18	7	0.720	0.692	0.706	24	4	0.857	0.923	0.889
241	26	16	19	7	0.731	0.731	0.731	23	4	0.852	0.885	0.868
271	26	13	19	4	0.826	0.731	0.776	25	6	0.806	0.962	0.877
301	26	14	21	5	0.808	0.808	0.808	24	6	0.800	0.923	0.857
331	25	11	22	6	0.786	0.880	0.830	25	2	0.926	1.000	0.962
361	25	16	20	7	0.741	0.800	0.769	22	5	0.815	0.880	0.846
391	24	12	16	8	0.667	0.667	0.667	19	6	0.760	0.792	0.776
421	23	13	18	7	0.720	0.783	0.750	19	4	0.826	0.826	0.826
平均	—	15.5	—	—	—	0.732	—	—	—	—	0.872	—

*1フレーム数422

*2フィールド上の総人数 (プレーの進行により選手がフィールドを出る場合がある)

表7 提案手法の10プレーの最終結果

プレー	フレーム数	総人数 *1*2	オクルー ジョン 人数*2	1段階の重畳 (重畳映像 AB)		2段階の重畳 (重畳映像 ABC)	
				識別された 人数*2	識別率*2	識別された 人数*2	識別率*2
a	422	25.5	15.5	18.7	0.732	22.3	0.872
b	296	26.0	18.8	19.1	0.735	22.6	0.869
c	308	26.0	13.9	20.5	0.787	22.7	0.874
d	370	26.0	17.9	17.3	0.666	20.8	0.799
e	745	26.0	15.8	19.2	0.739	22.8	0.877
f	334	26.0	20.9	14.6	0.561	19.3	0.744
g	700	24.0	8.7	21.5	0.897	22.4	0.935
h	540	26.0	17.2	18.3	0.703	21.0	0.808
i	320	26.0	15.5	20.1	0.773	22.7	0.874
j	220	26.0	20.4	13.4	0.514	15.8	0.606
平均	—	—	16.5	—	0.711	—	0.826

*1映像 A から目視で確認したフィールド上の総人数

*230フレームごとの平均

図11 1プレー (a) の詳細結果

ここから、2段階のOpenPoseの識別結果を使用することで、オクルージョンの人数が多い場合(15人以上)でも選手を高精度(適合率, 再現率, F値ともに約8割以上)に識別でき、特に、331フレーム目の11人のオクルージョンの場合においては、フィールド上全員の識別ができることがわかった。また、表6の2段階の識別の誤り数の比較(図12)から、多段階の識別結果を重ねることで、平均の識別の誤り数が約6.3から4.8まで減少し、誤り率を約23%低減できたことがわかった。図11を確認すると、本提案手法は、最もF値が低いフレームにおいても、多くの選手を正確に識別できていることがわかる。全体の識別率の変化(図13)から、2段階の重畳手法を用いることで、識別率が安定して向上していることがわかった。

表7の10プレーの選手の識別精度では、1段階平均約0.711、2段階平均約0.826の識別率になっている。この結果から、提案の重畳手法を利用することで、選手の識別率を向上(約0.100~0.200ポイント)できることがわかった。一方、識別率が低いプレー(j)では、10人以上の選手が接触し、目視でも識別ができない状

態となっている。この場合、ズーム倍率が11.0以上のカメラDを設置して接触箇所をより高倍率で撮影することで、3段階の重畳(カメラCとカメラD)を行うことで精度の向上が可能と考えられる。

また、表7から、オクルージョンの人数が20人以内の場合、安定した識別率(約8割前後)を得られることがわかった。さらに、オクルージョンの人数が約10人以下になると、9割以上の高精度な識別率になることがわかった。

以上のことから、本研究で提案する選手の識別と位置の特定手法は、極度のオクルージョンが頻発するアメリカンフットボールにおいても安定した識別精度を維持できることから、選手のトラッキングや戦術分析などに利用可能であると考えられる。

一方、提案手法の処理速度において、相似関係のマッチング処理は、1フレームの平均処理時間が約0.006秒で、SURF(約0.665秒)や、テンプレートマッチング(約0.232秒)より非常に早く、リアルタイムの処理に埋め込むことが可能と考えられる。しかし、選手を特定するための背景差分法とOpenPoseは、それぞれ平

図12 1プレー (a) の識別の誤り数の比較

図13 1プレー (a) の識別率の変化

均約2.035 (背景差分の取得が0.429秒, 膨張収縮が1.502秒, ラベリングが0.104秒)秒と0.286秒で, リアルタイムの処理に適用できない状態となっている。そのため, 今後は, アルゴリズムの改善や, 他の識別手法を試す予定である。

6. まとめと将来展望

本研究では, 選手のオクルージョン度合いが高いアメリカンフットボールを対象に, 単視点多眼の撮影方法から高精度に選手を識別し, 位置を特定するための新たな解析モデルを提案した。そして, 実証実験の結果から, 提案手法の有用性を確認できた。本提案手法は, 3つの映像のみならず, 図3に示すように, 4つ以上の映像にも適用可能で, 汎用性の高い手法であると考えられる。

将来的には, 本システムで取得した選手の位置情報を用いて追跡することで, 試合中に自チームのみならず, 相手チームの情報を素早く取得することが可能となる。また, 実用性の観点でも, 教育機関などで安価で手軽に導入できる利点がある。

本研究で用いた OpenPose の学習モデルは, 人を高精度に識別可能であるが, スポーツ選手の独特な姿勢などにより, 識別精度が低下する可能性がある。

一方, OpenPose はモデルの再学習が可能であるため, 今後スポーツ選手の識別に適した画像を用いて再学習し, 識別の誤りを改善することで精度向上を目指す。

また, 再学習以外の識別精度の向上が見込める方法として, トラッキング手法を検討して利用することが考えられる。具体的な方法として, 選手同士のオクルージョンや選手の姿勢の変化などによりプレーの一部で識別に失敗する場合, トラッキング情報から選手を同定して欠損部分を補間する手法が考えられる。

一方, 競技によっては, 長時間にわたってオクルージョンが発生し, 選手のトラッキングさえも困難な場合が想定される。このような場合では, 自由視点多眼の映像を用いることで, 単視点多眼で識別できない選手を自由視点多眼の映像から補間することで, 選手の識別精度の飛躍的な向上が期待できる。今後, 様々なスポーツに本技術を適用することで, 本技術の実用性向上に取り組む予定である。

(受付日2018.5.8, 受理日2018.9.12)

参考文献

- 池谷健佑, 久富健介, 片山美和, 岩館祐一, 2013. 多視点映像からのインテグラル立体像生成手法～スポーツシーンの3次元モデル生成と立体映像変換～, 映像情報メディア学会誌, 映像情報メディア学会, Vol. 63, No. 7, pp.229-240.
- 井高悠斗, 安田航也, 何 宜欣, 田川憲男, 2015. 手持ちビデオによる多視点映像を用いるバスケットボール競技の解析, 映像情報メディア学会技術報告, 映像情報メディア学会, Vol. 39, No. 49, pp.13-16.
- 稲本奈穂, 斎藤英雄, 2005. 多視点スポーツ映像からの自由視点映像合成と提示, 電子情報通信学会論文誌D, 電子情報通信学会, Vol. 88, No. 8, pp. 1693-1701.
- NTT データ: 世界初, プロ野球球団が監修した VR [バーチャルリアリティ]技術による選手のトレーニングシステムを提供開始, <<http://www.nttdata.com/jp/ja/news/release/2016/090500.html>>, (2018年4月17日アクセス).
- 大内一成, 小林大祐, 中洲俊信, 青木義満, 2017. ラグビー映像解析システムの開発, 電子情報通信学会論文誌B, 電子情報通信学会, Vol. 100, No. 12, pp. 941-951.

- 岡谷貴之, 2015. 深層学習について, 日本ロボット学会誌, 日本ロボット学会, Vol. 33, No. 2, pp.92-96.
- 片岡裕雄, 青木義満, 2010. サッカー映像解析のための遮蔽にロバストな複数選手追跡手法, 電気学会論文誌 C, 電気学会, Vol. 130, No. 11, pp.2058-2064.
- 壁谷勇磨, 原 健翔, 間瀬健二, 2014. 映像特徴を用いたサッカー選手のプレー認識, 電子情報通信学会技術研究報告, 電子情報通信学会, Vol. 114, No. 90, pp.19-23.
- 権藤聡志, 樽川香澄, 井上智雄, 岡田謙一, 2013. スポーツの試合を再現した仮想空間を複数視点で提示する戦略分析支援システムの提案, 情報処理学会研究報告, 情報処理学会, Vol. 2013-DCC-3, No. 1, pp. 1-5.
- JVC ケンウッド: スポーツコーチングカメラシステム, <<http://www3.jvckenwood.com/pro/video/gc-lj25b/>>, (2018年 4月17日アクセス).
- 下村涼太, 江崎修央, 2013. ステレオ画像処理によるバレーボールの試合映像からのボール位置抽出, 電子情報通信学会総合大会講演論文集, 電子情報通信学会, Vol. 2013, No. 2, p.183.
- 入谷 勝, 茂野聡登志, 前原 隆, 金丸隆志, 関根優年, 2003. テンプレートマッチングにおける主要成分分布の解析, 映像情報メディア学会技術報告, 映像情報メディア学会, Vol. 27, No. 22, pp.13-16.
- 田麿雅基, 古山純子, 斎藤 浩, 竹中慎治, 関井大気, 2015. スポーツ映像解析ソリューション, パナソニック技報, パナソニック, Vol. 61, No. 2, pp.78-83.
- 時倉宗大, 西原明法, 2005. 背景更新による全天候型リアルタイム選手追跡システムの開発, 電子情報通信学会技術報告, 電子情報通信学会, Vol. 105, No. 146, pp. 1-6.
- 長瀬琢也, 小沢慎治, 2006. 多視点映像を用いたサッカーにおける選手のプレー判定, 映像情報メディア学会誌, 映像情報メディア学会, Vol. 60, No. 10, pp.1664-1671.
- 西濃拓郎, 滝口哲也, 有木康雄, 2010. 複数尤度を用いた 3 次元パーティクルフィルタによる選手の追跡, 画像の認識・理解シンポジウム論文集 (MIRU 2010), 画像情報学フォーラム, pp.307-312.
- バレーボール・アンリミテッド: Data Volley, <<http://unlimited.volleyball.ne.jp/datav/index.html>>, (2018年 4月17日アクセス).
- フォーアシスト: GPS システム SPI HPU, <http://4assist.co.jp/gpsports/gpsports_top2.html>, (2018年 4月17日アクセス).
- 三須俊彦, 苗村昌秀, 境田慎一, 鄭 文涛, 金次保明, 2001. 複数情報の融合によるサッカー選手のロバストな追跡法, 電子情報通信学会技術報告, 電子情報通信学会, Vol. 101, No. 203, pp.23-30.
- 三須俊枝, 苗村昌秀, 藤井真人, 八木伸行, 2007. 選手フォーメーション解析に基づくサッカーイベント判別法, 映像情報メディア学会誌, 映像情報メディア学会, Vol. 61, No. 9, pp.1367-1375.
- 文部科学省: スポーツ庁, <<http://www.mext.go.jp/sports/>>, (2018年 4月17日アクセス).
- 文部科学省: スポーツ庁の創設とスポーツ政策の推進, <http://www.mext.go.jp/b_menu/hakusho/html/hpab201601/detail/1376605.htm>, (2018年 4月17日アクセス).
- 山田健太郎, 三功浩嗣, 内藤 整, 2014. オブジェクトの分離とカメラ間/フレーム間の予測に基づく自由視点映像生成, 電子情報通信学会論文誌 D, 電子情報通信学会, Vol. 97, No. 2, pp.303-315.
- 山本雄平, 田中成典, 姜 文淵, 中村健二, 田中ちひろ, 清尾直輝, 2018. アメリカンフットボールの可視化システムの開発及び選手のプレー分析に関する研究, 情報処理学会論文誌, 情報処理学会, Vol. 59, No. 5, pp.1334-1350.
- Bay, H., Ess, A., Tuytelaars, T. and Gool, L., 2008. Speeded-Up Robust Features, *Computer Vision and Image Understanding*, Elsevier, Vol. 110, No. 3, pp.346-359.
- Cao, Z., Simon, T., Wei, S. and Sheikh, Y., 2017. Realtime Multi-Person 2D Human Pose Estimation using Part Affinity Fields, *Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, pp.1-9.
- Delannay, D., Danhier, N. and Vleeschouwer, C., 2009. Detection and Recognition of Sports(women from Multiple Views, *Third ACM/IEEE International Conference on Distributed Smart Cameras*, IEEE, DOI: 10.1109/ICDSC.2009.5289407.
- GitHub: OpenPose: Real-time Multi-person Keypoint Detection Library for Body, Face, and

Hands Estimation, <<https://github.com/CMU-Perceptual-Computing-Lab/openpose>>, (2018年4月17日アクセス).

Jacobs, C., Finkelstein, A. and Salesin, D., 1995. Fast Multiresolution Image Querying, *In Proceedings of the 22nd annual conference on Computer graphics and interactive techniques*, ACM, pp.277-286.

Krizhevsky, A., Sutskever, I. and Hinton, G., 2012.

ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks, *Advances in Neural Information Processing Systems 25 (NIPS 2012)*, Neural Information Processing Systems, pp.1097-1105.

Lowe, D., 2004. Distinctive Image Feature from Scale-Invariant Keypoints, *International Journal of Computer Vision*, Springer, Vol. 60, pp.91-110.

2017 Official Yearbook, 2017. 関西大学アメリカンフットボール部, pp.70-71.

姜 文淵

1982年生。2017年関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程前期課程修了。博士(情報学)。現在、関西大学先端科学技術推進機構特別任命助教。MMSの点群データ、画像処理に関連する研究に従事。

山本 雄平

1986年生。2015年関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程修了。博士(情報学)。現在、関西大学先端科学技術推進機構特別任命准教授。Webマイニング、自然言語処理、スポーツ情報学に関連する研究に従事。

田中 成典

1963年生。1988年関西大学大学院工学研究科土木工学専攻博士課程前期課程修了。博士(工学)。現在、関西大学総合情報学部教授及び社会空間情報科学研究センター長。2016年度文部科学大臣表彰科学技術賞「科学技術振興部門」受賞。

中村 健二

1981年生。2009年関西大学大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程修了。博士(情報学)。現在、大阪経済大学情報社会学部教授。博士(情報学)。2016年度文部科学大臣表彰科学技術賞「科学技術振興部門」受賞。

田中ちひろ

1993年生。2018年関西大学大学院総合情報学研究科知識情報学専攻博士課程前期課程修了。現在、同大学院総合情報学研究科総合情報学専攻博士課程後期課程在学中。アメリカンフットボールのデータ計測、戦術分析に関連する研究に従事。