

愛知工業大学大学院経営情報科学研究科

博士論文

卓球競技映像解析に基づく
ラリー回数の自動計測と
プレー記録UIに関する研究

**A Study on Automatic Rally Counting
and a Play Recording UI Based
on Table Tennis Match Video Analysis**

2026年3月

B23801 加藤祥真

KATO Shoma

指導教員 澤野弘明 准教授

愛知工業大学大学院経営情報科学研究科

博士論文

卓球競技映像解析に基づく

ラリー回数の自動計測と

プレー記録UIに関する研究

A Study on Automatic Rally Counting

and a Play Recording UI Based

on Table Tennis Match Video Analysis

2026年3月

B23801 加藤祥真

KATO Shoma

指導教員 澤野弘明 准教授

目次

第 1 章	はじめに	3
1.1	背景	3
1.1.1	卓球競技の歴史の変遷と競技特性	3
1.1.2	ルールと用具の規格	3
1.1.3	技術と戦術の多様性	4
1.2	卓球競技における分析の必要性と現状	6
1.2.1	データに基づく客観的分析の重要性	6
1.2.2	既存の手動分析手法と課題	6
1.2.3	ラリー回数に着目した分析の意義	8
1.3	映像解析技術によるスポーツ分析の動向と課題	8
1.3.1	スポーツにおける映像解析	9
1.3.2	ネット型スポーツにおける映像解析	10
1.3.3	卓球競技における映像解析と課題	11
1.4	本研究の目的と対象範囲	14
1.4.1	卓球プレー分析における課題の整理	14
1.4.2	本研究の目的と提案手法	15
1.4.3	本研究の達成目標と対象範囲	16
1.5	本研究の構成	16
第 2 章	ラリー回数の自動計測手法	17
2.1	はじめに	17
2.2	ラリーシーンおよび卓球台の検出	18
2.3	モーションブラーに対応したボール検出	19
2.4	画像および音声処理を用いた打球以外のボール除去	20
2.5	卓球台領域を通過しない打球の補間	21
2.6	打球に含まれるミスショットの除去	23
第 3 章	ラリーシーンおよびスイング検出に基づくプレー記録 UI	25
3.1	はじめに	25
3.2	プレー記録 UI	25
3.3	ラリーシーン開始時刻に基づくスキップ再生	26
3.4	スイング時刻に基づくループ再生	27
第 4 章	実験と評価	30
4.1	はじめに	30
4.2	ラリー回数計測の評価実験	30
4.2.1	実験環境	30
4.2.2	実験と考察	31

4.2.3	ラリー回数を用いた得失点および有意差の算出	33
4.3	プレー記録 UI の評価実験	34
4.3.1	実験環境	34
4.3.2	プレー記録時間の比較	35
4.3.3	プレー記録精度の比較	36
第 5 章	おわりに	41
5.1	本論文のまとめ	41
5.2	今後の課題	42
5.2.1	試合映像の自動解析における今後の課題	42
5.2.1.1	スイング動作に着目したラリー回数の計測	42
5.2.1.2	深層学習を用いたラリー回数計測手法の高度化	43
5.2.1.3	ラリー回数の計測時間の短縮	43
5.2.1.4	打法分析手法の検討	44
5.2.1.5	打球コースの前後判定手法の検討	44
5.2.1.6	ボール回転の自動計測手法の提案	44
5.2.2	プレー記録 UI における今後の課題	45
5.2.2.1	入力箇所の見失い防止機能の実装	45
5.2.2.2	既存の画像処理手法の導入	45
5.2.2.3	記録の修正機能の開発	46
5.2.2.4	水平方向ラリーの卓球映像を対象としたスキップ・ループ再生機能の導入	47
5.2.3	卓球分析全般における課題	47
5.2.3.1	撮影方法（撮影角度）に依存しない卓球映像解析	47
5.2.3.2	ダブルスの卓球競技映像分析	48
5.2.3.3	記録結果を用いたプレー予測手法の検討	48
5.2.3.4	ネット型スポーツを対象とした汎用的な分析手法の検討	49
5.3	本研究の展望	49
	謝辞	51
	参考文献	52
	研究業績	58

第1章 はじめに

1.1 背景

1.1.1 卓球競技の歴史的変遷と競技特性

卓球の起源は19世紀末のイギリスに遡り、屋外で行われていたテニスを食卓上で再現した遊戯として誕生した。その後、天候に左右されない室内スポーツとしての利便性から急速に普及し、独自の競技体系を確立した [1]。1926年には国際卓球連盟 (International Table Tennis Federation: ITTF) が設立され、同年ロンドンで第1回世界選手権が開催されたことで、国際的な大会運営と審判基準が整備された。初期の国際大会では、ハンガリー、チェコ、オーストリア、ドイツといったヨーロッパ諸国が技術と戦術を牽引し、学校教育やクラブチームを基盤に競技人口が拡大した。

1950年代に入ると、アジア勢の台頭が顕著となり、中国、日本、韓国においては国民的なスポーツとして広く支持され、優れた選手を輩出した。1971年には、日本卓球協会会長、アジア卓球連盟会長であった愛知工業大学初代学長の後藤鉀二が名古屋で開催された「第31回世界卓球選手権」に中国チームの参加を要請し、中国の参加が実現した [2]。これが、米中関係の雪解けをもたらす契機となり、ピンポン外交と呼ばれ、1972年には、日中国交正常化に繋がった。その後、特に中国は、1980年代から1990年代にかけて世界選手権やオリンピックで数多くのメダルを獲得し、卓球強国としての地位を確立した。日本においても、張本智和選手や伊藤美誠選手など若年層の国際大会における活躍が目覚ましい。

卓球がオリンピックの正式種目として採用されたのは1988年のソウルオリンピックからであり、これにより国際的な認知はさらに拡大した。ソウル大会では男女それぞれのシングルスとダブルスが実施され、2020年の東京大会からは混合ダブルスが新たに追加されるなど、競技種目の多様化が進んでいる。競技の発展に伴い、用具やルールも数多くの変遷を経てきた。ボールの直径拡大や材質の変更、得点制度の短縮化など、時代とともに競技環境は変化し続けている。これらの変更は、ラリーの継続性向上やテレビ中継における視認性の確保、試合時間の短縮を目的として導入されたものであり、ボールの回転量やスピードの変化への対応、短期決戦に適應した戦略の構築など選手のプレースタイルや戦術に変容をもたらした。

1.1.2 ルールと用具の規格

卓球の公式ルールはITTFによって定められている。2001年9月のルール改正以降、公式大会における試合形式は、それまでの1ゲーム21点制から11点先取制に変更された。これを規定のゲーム数（一般的には3ゲームまたは4ゲーム）先取した選手が勝利する。双方が10対10に到達した場合はデュースとなり、2点差がつくまで競技が継続される。サービス権は原則として2本交代で推移し、デュース以降は1本交代となる。サービス動作においては、開いた手のひらからボールを16 cm以上垂直にトスして、打球の瞬間が相手選手および審判から視認できるように可視性を確保した上で打球しなければならない。サービスがネットに触れて相手コートに入った場合はレットと呼ばれており、得点にはならず打ち直しになる。また、ダブルス競技においては、シングルスとは異なり、サービスはサーバー側の右半面から相手コートの対角線上のエリアへ打球することが義務付けられている。得点は、「相手のボールがネットに阻まれた場合」、「相手の打球が卓球台のコート外へ出た場合（オーバーミス）」、「規定の方法でサービ

スが行われなかった場合」, 「相手がボールに2回連続で接触した場合(ダブルタッチ)」などに加算される。競技に使用される用具の規格も国際的に標準化されている。卓球台は長さ2.74 m, 幅1.525 m, 高さ0.76 mと定められ, ネットの高さは15.25 cmである。ボールに関しては, 直径38 mmから, 視認性とラリーの継続性を高めるために直径40 mmへと拡大され, 現在は質量2.7 gのプラスチック製ボールの使用が義務付けられている。ラケットは, 木材や特殊素材(カーボンなど)から構成されるブレードと, ゴム製のラバーの組み合わせによって構成される。ラバーには表面が平らな「裏ソフト」, 突起がある「表ソフト」, 突起が長く不規則な変化を生む「粒高」などの種類があり, 選手は自身のプレースタイルに応じてこれらを組み合わせる。これらの用具の選択は, 打球のスピードや回転量に直結するため, 結果としてラリー回数(ラリーの長さ)にも影響する。例えば, 反発力の高い攻撃的な用具同士の対戦ではラリーが高速化して早期に決着がつく(ラリー回数が少ない)傾向がある。また, 回転の変化を利用する守備的な用具を用いる場合はラリーが長期化しやすいなど, 用具の特性は試合展開やラリー回数を決定づける重要な要因となっている。

1.1.3 技術と戦術の多様性

前節で述べた用具の特性に加えて, 選手が使用する技術や戦術もラリー回数を含む試合展開に影響する。

卓球は「回転のスポーツ」とも形容されるように, ボールに与える回転の種類と量が戦術の核心を担う。ボールの回転数は毎秒100回転を超えることもあり, 回転による空気力学的効果(マグヌス効果)で軌道が複雑に変化する。選手は試合状況や対戦相手の特性に応じて, 多種多様な打法や打球コースを瞬時に使い分ける。例えば, ラリーの1打目のサービスでは, 表1.1に示すような打法が用いられる。選手は無回転, 横回転, 下回転, およびそれらの複合回転を使い分けることで, 相手のレシーブミス誘発する。また, 打球フォームの違いとして, 手首を内側に巻き込む「巻き込みサーブ」や, 逆回転を与える「YG(ヤングジェネレーション)サーブ」, 全身を使ってしゃがみ込みながら打つ「しゃがみ込みサーブ」など, 身体操作の工夫により回転の判別を困難にする技術も使用される。

ラリー中のレシーブ打法については, 表1.2に示すように, 回転をかけ返す技術(ドライブ, チキータ)や回転を殺す技術(ストップ, ツツキ), 回転を利用する技術(ブロック, 流し)などが存在する。また, 同じ回転を殺す技術であるストップとツツキでも球筋は異なる。図1.1にストップとツツキにおける球筋の違いを示す。さらに, 卓球競技では, 台上の短いボールに対しても手首を大きく捻って攻撃的な回転をかける「チキータ」などの技術が発達し, 先手を取るための戦術が開発されている。

打球コースの制御も重要な戦術要素である。図1.2に示すように, 卓球台は前後(ショート, ロング)および左右(バック, ミドル, フォア)の領域に概念的に分割される[3]。選手は相手の立ち位置や予測を外すように, これらのコースへ精緻にボールを配球する。

表 1.1: サービス打法の種類

種類	説明
無回転	ボールにラケットを面で当てるように打つことで回転をかけない打法
横回転	ボールの横側を切るように打つことで横回転をかける打法
横下回転	ボールの斜め側を切ることで横回転と下回転の両方の回転をかける打法
縦回転	ボールの縦側を切るように打つことでボールに縦回転のかかった打法
YG	腕を内側に折り曲げて戻すことで逆横回転をかける打法
バックサービス	バックハンドでボールを打つ打法
巻き込み	手首を内側に巻き込むようにして打つことでボールに回転をかける打法
しゃがみ込み	しゃがみ込みながら回転のかかったボールを打つ打法

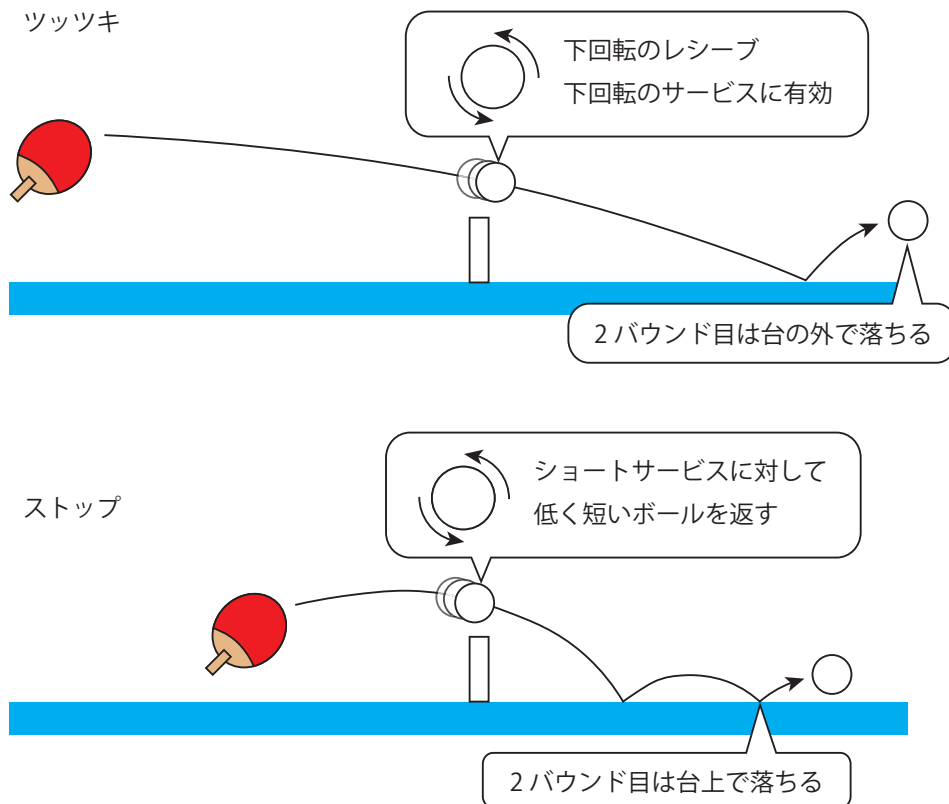


図 1.1: ストップとツッツキにおける球筋の違い

これらの打法や打球コースは単独で存在するのではなく、一連の戦術として組み立てられる。この戦術の性質によって、ラリー回数（決着までの打球数）は大きく変化する。例えば、自身のサービスから甘いレシーブを誘い、3打目で即座に強打して決める「3球目攻撃」のような速攻戦術は、ラリー回数を意図的に少なくする戦術である。一方で、リスクを避けて相手のミスを待つ戦術や、互いに決定打を探る展開ではラリー回数は多くなる傾向にある。すなわち、ラリー回数は単なる打数ではなく、選手がどのような戦術を選択し、実行したかという「戦術の意図」が反映された結果であり、戦術分析における重要な指標となる。

表 1.2: レシーブ打法の種類

種類	説明
ストップ	下回転のボールに対して下側を捉えて、相手コートの手前側に返球する打法
ツッツキ	下回転のボールに対してボールの下側を切るようにして返球する打法
チキータ	ボールの横側を捉え、手首を捻ることで強烈な横回転をかけて返球する打法
逆チキータ	チキータとは逆のボールの横側を捉えて逆横回転で返球する打法
流し	ボールの回転に合わせてラケットの面の角度を調節して返球する打法
フリック	相手の短い打球に対してフォアハンドではたきような打法
ドライブ	フォアハンドでボールの上側を擦ることで強烈な上回転をかけて返球する打法
バックドライブ	バックハンドでボールの上側を擦ることで強烈な上回転をかけて返球する打法
カット	卓球台から離れてボールを切るように返球する打法
ブロック	相手のドライブに対してラケットの面を立てて返球する打法

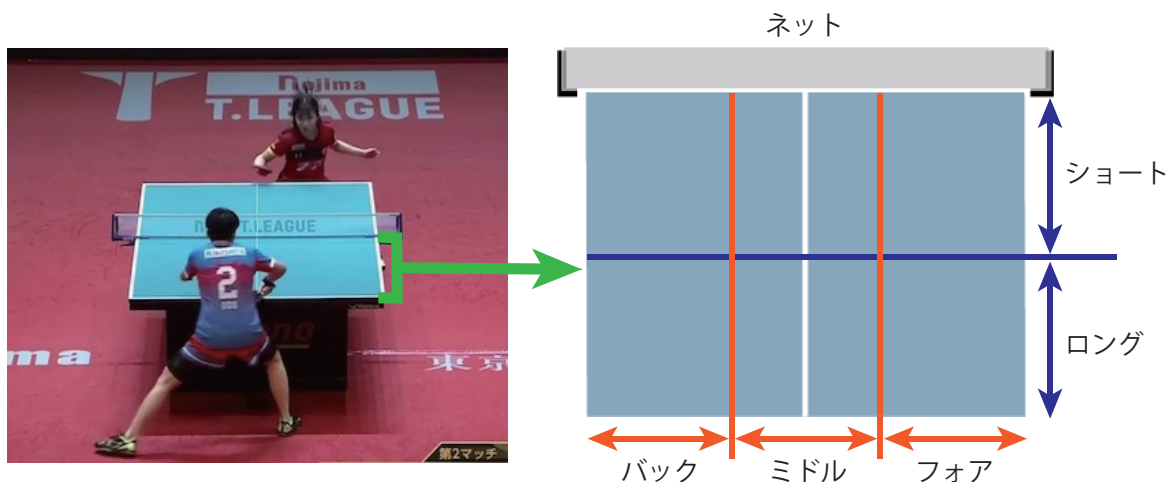


図 1.2: 打球コースの種類 (文献 [3] に基づいて分類)

1.2 卓球競技における分析の必要性と現状

1.2.1 データに基づく客観的分析の重要性

技術が高度化・高速化する卓球競技において、経験や勘のみに頼った指導や戦術立案には限界がある。選手の競技力向上やチーム戦略の最適化を図るためには、試合や練習における客観的なデータの収集と分析が不可欠である。特に重要視されるのが、「どのようなサービスを出した時に得点率が高いか」、「相手のレシーブの傾向はどうか」、「3球目攻撃（サービス後の3打目）の決定率ほどの程度か」といった定量的な指標である。これらの指標が重要な根拠は、現代の卓球競技ではラリーの序盤（1～4打目）で勝敗が決する割合が極めて高いこと [4,5] と、サービス・レシーブおよびその直後の3球目攻撃の成否が試合結果に直結すること [6] が先行研究で示されているためである。すなわち、これらのデータがあれば、選手は自身の強みを最大限に活かす戦術を選択でき、指導者は具体的な数値に基づいて改善点を指摘できる。例えば、感覚的には「効いている」と思っていたサービスが、データ上では失点率が高いことが判明する場合もある。客観的データは、こうした認知バイアスを排除し、勝利確率を最大化するための意思決定を支援する。

1.2.2 既存の手動分析手法と課題

卓球の戦術分析においては、1960年代に分析手法が確立されて以来、図 1.3 に示すような紙媒体の分析シート [7] を用いて、分析者が手作業により記録していた [8]。分析者は試合映像や実際の試合を観戦しながら、各ラリーにおける打法、コース、得失点の結果を特定の記号や数字を用いて記録する。また、タブレット端末上で動作する記録支援アプリケーション [9-14]（以下、プレー記録 UI）も開発されており、入力の電子化が進んでいる。加えて、記録されたデータを用いて戦術を可視化するシステム [13,15] も提案されている。

図 1.4 や図 1.5 に示すようなプレー記録 UI [9,13] は、集計作業を自動化できる点で紙媒体よりも効率的である。しかし、これらのプレー記録 UI はいずれも「人間が映像を見て判断し、入力する」というプロセスに依存している点では共通しており、以下の本質的な課題を抱えている。

第一に、時間的コストの増大である。卓球は球技の中で最も展開が速いスポーツの一つであり、高速なラリーをリアルタイムですべて記録することは熟練した分析者であっても困難である。多項目のデータを取得しようとすれば、映像の一時停止や巻き戻しを繰り返す必要があり、1試合（約30分～1時間）の分

Table tennis detailed tagging analysis sheet showing player information (K選手, T選手), gender (R/L), age (1st-7th), and various performance metrics (Sv, Rv, R). The sheet includes a large grid for recording play events and a summary section at the bottom with statistics like Sv 66.7%, Rv 50.0%, Sv 50.0%, and Rv 33.3%.

図 1.3: 株式会社スポーツセンシングで販売している卓球詳細タギング分析シート [7] (中身は筆者が記載)

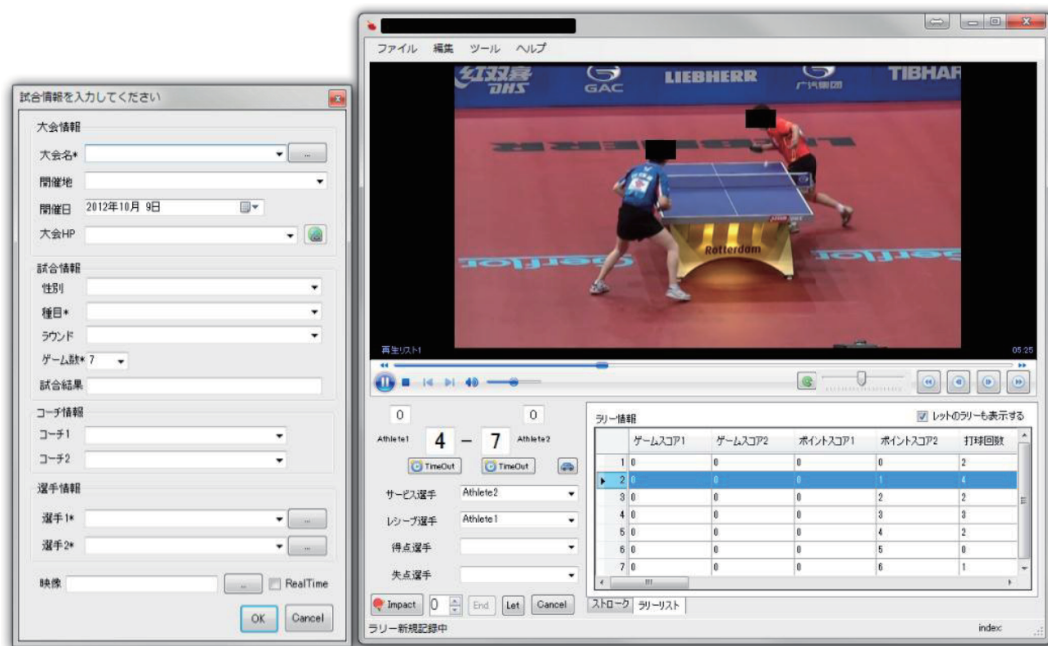


図 1.4: 試合映像を提示したプレー記録 UI (文献 [9] より引用)

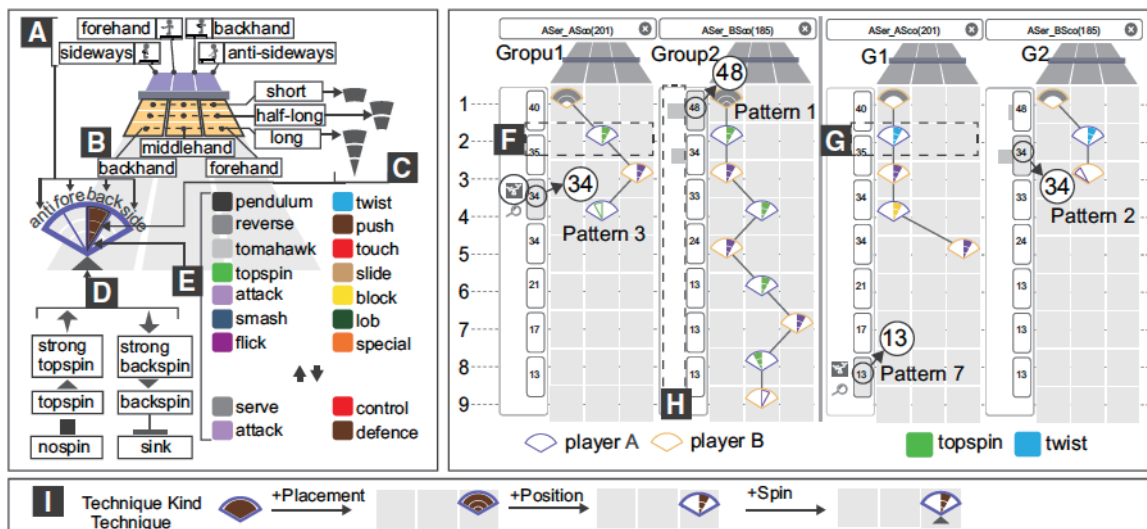


図 1.5: 記録したデータからプレーパターンを可視化するプレー記録 UI (文献 [13] より引用)

析に動画長の数倍の時間を要する。第二に、認知負荷とヒューマンエラーである。高速な打球の回転種類やコースを目視で瞬時に判定し続ける作業は、記録者に多大な集中力を要求する。長時間の作業では疲労により判断精度が低下し、記録漏れや誤入力が発生するリスクが高まる。第三に、評価の主観性である。「攻撃的なレシーブ」か「つなぎのレシーブ」かを判定するような定性的な評価は、記録者の主観やスキルレベルに依存しやすく、データの客観性や再現性が担保されない場合がある。これらの要因により、試合全体を通じた正確な数値データの蓄積は容易ではなく、結果として戦術立案の基礎となるべき定量データの収集がおろそかになりがちであるという問題が生じている。そのため、プレー記録 UI を用いた記録の効率化が課題である。

1.2.3 ラリー回数に着目した分析の意義

前節で述べた既存の記録アプリケーション等では、主に打法や打球コースが記録対象とされている。これらに加え、本研究では「ラリー回数 (サービスから得点または失点が確定するまでの打球総数)」を重要な指標として位置づける。ラリー回数に着目する意義は、とりわけサービスの有効性を定量的に評価できる点にある。サービスは相手の影響を受けずに自身で打法や打球コースを選択してレシーブを制限できる唯一の技術であるため、短いラリーでの得点はサービスが機能し主導権を握っていることを強く示唆する [6]。また、ラリーが長期化した場合はサービスによる初期の優位性が失われた状態を示し、回数ごとの得失点率から選手が短期決戦型かラリー持久型かといった戦術特性も把握できる [4, 5]。

このように、ラリー回数は選手のパフォーマンスや戦術的特徴を表す基礎的なデータであり、これを正確かつ大量に収集することは、科学的根拠に基づいた指導や戦術立案において不可欠である。一方で、1.2.2 節の手動記録では、膨大な試合数に対して正確なラリー回数を記録し続けることは、人的コストの観点から困難である。そこで、本研究ではラリー回数を含む卓球競技の分析項目を自動で記録する手法に着目する。

1.3 映像解析技術によるスポーツ分析の動向と課題

前節で述べたように、卓球競技において分析項目のプレーデータを手動で収集するには時間的コストと労力を要し、記録者の主観が含まれる可能性がある。この課題に対して、スポーツ分野全体では、コン

コンピュータビジョン技術を活用した自動分析が進んでいる。本節では、卓球の自動分析にも通じる「対象の追跡（位置情報の取得）」と「プレー内容の認識」の観点から、先行する他競技の事例を概観する。

1.3.1 スポーツにおける映像解析

サッカーにおいては、戦術分析の高度化を目的とした選手のトラッキング手法が開発されている [16,17]。サッカーを対象とした手法では、GPS や加速度センサを内蔵したウェアラブルデバイスを用いた計測が行われていたが、装着の手間や相手チームのプレーを分析できないこと、ルール上の制約により、非接触な映像解析へと移行している [18]。Adrià らは、スタジアムに設置された複数の固定カメラ映像から全選手の骨格座標を検出し、身体の向きを推定することで、パスコースの予測や守備陣形の変化を分析する手法 [16] を提案している。選手の位置情報（二次元座標）のみのトラッキングでは、選手がどちらを向いているか判別できず、守備の視線やパスの出し手の意図を推測することが困難であったが、骨格推定技術である OpenPose を用いた骨格座標検出により、身体動作に基づいた戦術評価が可能となった。

さらに、サッカーでは画像認識技術とセンシング技術を高度に統合したマルチモーダルなサッカー解析システムが国際大会レベルで実用化されている [17]。FIFA ワールドカップ等で導入された「半自動オフサイドテクノロジー (SAOT)」 [17] は、スタジアムの屋根の下に設置された 12 台の専用トラッキングカメラが、ボールおよび全選手の身体上の 29 個のデータポイントを毎秒 50 回の頻度で追跡し、三次元位置を特定する。加えて、ボール内部に慣性計測装置 (IMU) を埋め込み、500Hz の頻度でデータを送信することで、ボールを蹴ったタイミングを検知する。これらの時空間データを AI がリアルタイムで解析することで、従来は判定が困難であったミリ単位のオフサイド判定を自動化し、競技の公平性に寄与している。他にもサッカーでは、時系列データの学習に優れたニューラルネットワークである LSTM (Long Short-Term Memory) を用いて、映像からゴールやコーナーキックなどの重要シーンを自動的に分類する試みが篠田らによって行われている [19]。具体的には、CNN (Convolutional Neural Network) によって抽出した各フレームの画像特徴量を時系列順に LSTM に入力することで、試合映像から「ゴール」や「コーナーキック」など特定のイベントシーンを自動分類している。この手法は、単一フレームの物体検出では判別できない「プレーの流れ」を時系列データから学習することで、膨大な映像データから効率的にハイライト生成やタグ付け作業の自動化を実現している。

野球では、ボールの軌道を追跡するシステムとして Hawk-Eye [20] が導入されており、投球分析に利用されている。Hawk-Eye は、球場内に設置された 12 台のカメラを用いて、ボールの回転数、リリースポイント、打球速度を推定している。また、図 1.6 に示すように、PitcherNet [21] は、放送映像から CNN を用いて投手の骨格座標とボールの位置を検出し、投球フォームや球速を分析している。さらに、Yamaguchi らは、スマートフォンで撮影された映像から画像処理技術を用いてボールを検出し、球速を推定する手法 [22] を提案している。これらの技術は、卓球においても選手やボールの軌跡を可視化する上で重要な示唆を与えると考えられる。

バスケットボール競技においては、コート周囲に設置された複数のカメラを用いて全選手とボールの三次元位置をリアルタイムに追跡する技術により、得られた膨大な座標データから選手間の連携プレーの成功率や守備のスイッチング効率、シュートの期待値 (Expected Value) などを自動算出する手法 [23] が提案されている。この手法は、トラッキングデータを用いて、個々のプレーヤーの動きがポゼッションごとの期待得点に与える影響を定量化するモデルを構築しており、ボックススコア (得点やリバウンド数) だけでは評価できない「オフボールの動きの質」や「守備の貢献度」を推定している。また、Miao らは、試合映像中のスコアボード領域を自動検出し、数字を認識することで得点推移を推定する手法 [24] を提案している。

ハンドボール競技においても、映像解析による戦術支援が試みられている。Masuda ら [25] は、放送映像からカメラの動き (カメラワーク) を認識して映像内の座標を実際のコート座標へ変換し、選手の移動軌跡を推定する手法を提案している。ハンドボールは攻守の切り替えが速く、カメラが頻繁に動くため、

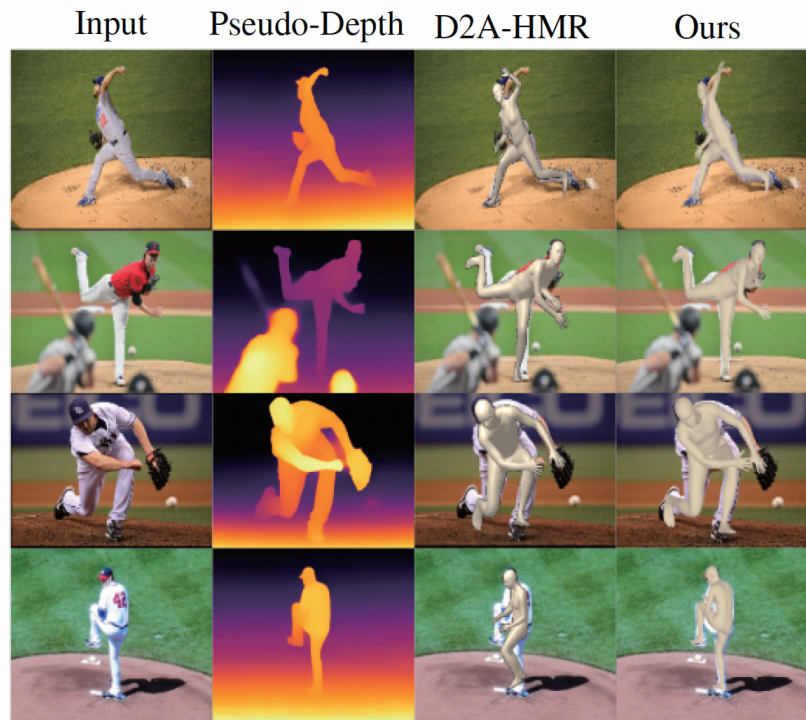


図 1.6: PitcherNet を用いた投球フォームの分析結果 (文献 [21] より引用)

固定カメラを前提とした手法の適用が難しいが、この手法ではコートの境界線を幾何学的な手がかりとすることで、ダイナミックなカメラワークの映像からでも位置情報に基づく客観的な戦術分析を実現している。

これらの先行事例では、映像解析技術が、卓球の分析においてもボトルネックとなっている手動記録の限界（時間的コスト、主観性）を克服し、大量かつ客観的なデータを生成するための有効な手段となり得ることを示している。しかし、前述したスポーツと卓球では撮影方法や競技のルール、選手のプレーにおける動きに差があるため、これらの映像解析手法をそのまま適用することはできない。次節では、卓球と同様にネットを挟んでプレーするネット型スポーツにおける映像解析技術について述べる。

1.3.2 ネット型スポーツにおける映像解析

卓球と同様にネットを挟んで対峙する「ネット型スポーツ」は、選手間でのボールの打ち合い（ラリー）と、得点ごとの中断（アウトオブプレー）が交互に繰り返される進行形式を持つ。そのため、長時間の試合映像から戦術を分析するには、まず分析対象となるインプレー区間を推定する「時間的な解析」と、その区間内でのボールや選手の挙動を推定する「空間的な解析」が求められる。

時間的な解析であるラリー区間の抽出に関しては、バレーボールやバドミントンにおいてアプローチがなされている。これらの競技では、実際のプレー時間に対して試合時間全体が長くなる傾向にあり、映像からラリーが行われている時間帯（シーン）のみを自動抽出することが分析の効率化に直結する。Itazuriらは、バレーボールの放送映像から音声と映像の特徴を統合してラリーシーンを抽出する手法 [26] を提案している。この手法では、音声から検出される笛の音や観客の歓声、映像から抽出されるコート領域や選手配置などの複数の特徴量に着目することで、放送用のバレーボール映像におけるシーンを分類している。バドミントンにおいては、Yoshikawaらが映像からサービスシーンを自動検出する手法 [27] を提案し、視聴時間の短縮や効率的なデータ入力を支援している。さらに、商用システムとして SHUTTLYZER [28]

が実用化されており、スマートフォンで撮影した映像からシャトルの軌道を自動追跡し、ショットの種類や配球パターンを分析する機能を提供している。

空間的な解析のための手法として、コート周囲に設置された複数台のカメラを用いてボール位置を計測し、三次元軌道を再構築する Hawk-Eye システム [20] が実用化されている。Hawk-Eye は、テニスやバレーボールにおいて導入され、ボールの着地点判定やライン際の判定に活用されており、審判の判定を補助する技術である。このシステムは複数のカメラから取得した画像を統合し、ボールの三次元軌道を高精度で再構成することで、審判の判定に対して選手が異議を申し立てる際の映像判定を支援している。また、テニスでは単眼の放送映像を対象とした手法も提案されている。Huang らは、テニスやバドミントンなどのラケット競技において、深層学習を用いて高速に移動する小さなボールを追跡する手法 TrackNet [29] を開発した。TrackNet は、時系列の画像情報を活用することで、モーションブラーやオクルージョンが発生する状況下でもボール位置を推定できる点で、従来の物体検出手法では困難であった高速移動物体の検出を可能にしている。さらに、Yan らは、テニス映像から音声と映像を統合し、ボール追跡と機械学習を用いてテニスゲームを自動アノテーションする手法 [30] を提案している。また、テニスのショット動作を三次元で認識するための人間行動データセット [31] が Gourgari らによって提案されており、選手の動作分類に貢献している。これらの技術は卓球への応用可能性を示唆している。

これらのネット型スポーツにおける映像解析のアプローチは、同様の進行形式を持つ卓球競技においても有効な指針となる。しかし、これらの技術をそのまま卓球へ適用するには、複数の物理的・技術的な制約が存在する。第一に、ボールサイズと速度の問題がある。卓球のボールは直径 40 mm と球技の中で最小であり、テニスボール（直径約 65 mm）やバレーボール（直径約 210 mm）と比較して著しく小さい。加えて、打球速度は時速 90 km 以上、スマッシュでは時速 170 km に達することもあり [32]、カメラフレーム内でのボールの移動量が大きく、モーションブラーが発生しやすい。第二に、オクルージョンの頻度が高いという問題がある。バレーボールやテニスと比較して、卓球は競技領域（卓球台）に対して選手が近接しており、選手の体によるボールのオクルージョンが頻発する。特に、ネット際でのプレーや前傾姿勢での打球時には、ボールが完全に選手の体に隠れる状況が生じやすい。次節では、これらの課題に取り組んだ卓球競技特有の映像解析研究について述べる。

1.3.3 卓球競技における映像解析と課題

卓球競技においても映像解析技術の導入が試みられているが、前節で述べたネット型スポーツと比べて、卓球競技の映像解析は特有の難しさがある。例えば、卓球ではテニスと比較してボールの移動速度が速く、トップレベルの選手で時速 90 km 以上ある [32]。そのため、テニスを対象としたボール追跡手法は適用できない。また、コート（卓球競技では卓球台）が狭く、選手によるボールのオクルージョンが発生する。そのため、卓球映像の分析に特化した映像解析手法が提案されており、「専用の撮影環境を前提とする手法」と「放送映像を対象とする手法」の2種類に分類できる。

専用の撮影環境を前提とする手法として、練習上において分析用に設置されたカメラ映像を用いる手法 [33–36] が Kulkarni らや Martin ら、Kadir らによって提案されている。分析用に設置されたカメラ映像の例を図 1.7 に示す。これらの手法では、卓球台のネット付近や真上に設置されたカメラ映像から、ニューラルネットワークを用いて、打法（ストローク）を分類している。分析用のカメラを利用した分析では、打法だけでなく、ボールの軌道を対象とした自動分析手法 [37–41] もいくつか提案されている。これらの手法では、機械学習アルゴリズムや古典的な画像処理アルゴリズムで検出されたボールの座標を用いて、ボールの軌道や回転を分析している。また、3 台以上の複数台のカメラを用いてボールの三次元位置を高精度に計測する手法 [42–45] を Liu ら、Deng ら、Myint らが提案しており、回転量や軌道を復元している。Tamaki ら、Liu ら、Draschkowitz らは、二台のカメラを用いて、打球スピードやコース、三次元空間におけるボールの軌跡などを推定する手法 [46–48] を提案している。図 1.8 に復元されたボールの軌道の例を示す。2 台のカメラを用いた手法は、文献 [42–45] と比較して少ないカメラでボールの動き



(a) 卓球台上のカメラ映像 1
(文献 [33] より引用)



(b) 卓球台上のカメラ映像 2
(文献 [34] より引用)

図 1.7: 分析用に設置したカメラ映像

を分析している。一方で、これらの手法は、精度の高いデータが得られる反面、専用の機材や複数台のカメラ、事前のキャリブレーションが必要となる。そのため、専用の機材を用いず、一台のカメラで撮影される放送用の卓球映像に適用できない。

これに対して、放送用の卓球映像を対象とした画像処理技術を用いたプレーの自動分析手法 [49–54] もいくつか提案されている。放送用の卓球映像を対象とする最大の利点は、膨大なデータ量と網羅性にある。テレビ中継や Web 配信 (YouTube や T リーグ公式配信 [55] など) を通じて、国内外のトップ選手による公式試合の映像が日々蓄積されており、その数は卓球の分析者が個人で撮影可能な量を遥かに凌駕する。例えば、T リーグでは、1 年間に 150 試合が実施されており、その試合映像が放送されている [56]。すなわち、放送用卓球映像の解析手法は膨大なアーカイブを活用でき、手法の実用性は高い。

放送用の卓球映像を対象に試合を分析する場合、映像中におけるサービスから得点までのラリーシーンに着目する。一方で、放送用の映像ではリプレイシーンや選手の入退場、休憩シーンを含むため、あらかじめラリーシーンを抽出しておく必要がある。ラリーシーンを自動抽出する手法 [49–51] が Subhajit ら、Liu ら、Kawamura らによって提案されている。また、筆者の研究グループにおいても、放送用卓球映像の得点変化時刻を用いたラリーシーン検出手法 [57] を提案している。これらの手法により、分析者が手作業でプレーを記録する場合には不要なシーンを視聴する手間がなくなる。

抽出されたラリーシーンを対象として、打法や打球コース、ラリー回数を分析する手法 [52–54] が提案されている。例えば、映像の左右に選手が立つ水平方向ラリーのラリーシーン (図 1.9(a)) を対象として、ボールの軌道を分析する手法 [52, 53] や打法の分類を行う手法 [54] が提案されている。また、筆者の研究グループでは、水平方向ラリー映像における台上技術 (短いボールに対する打法) の分類手法 [58] を提案している。文献 [52–54] の中で最も分析項目の多い TNet [53] は、ボールの軌道以外にも打法 (バックハンド、フォアハンド) や得点推移、審判の動きを水平方向ラリーの映像から推定している。また、TNet で推定したボールの軌道からラリー回数を計測できる。ここで、TNet を含む水平方向ラリーを対象とした手法は選手とボールが重ならない (オクルージョンが発生しない) という水平方向ラリー特有の映像条件を前提として設計されている。一方で、2022 年における筆者の調査では、水平方向ラリーの卓球映像は国際大会 18 大会 407 試合中の 10 % 以下であり、残り 90 % は選手が映像の上下に立つ垂直方向ラリーの卓球映像 (図 1.9(b)) であった。さらに、日本のセミプロ卓球リーグである T リーグ [55] では、すべての試合映像が垂直方向ラリーであった。すなわち、実用的な分析を行うためには、圧倒的多数を占める垂直方向ラリーの映像を対象とする必要がある。垂直方向ラリーの映像は、水平方向と比較して奥行き方向の動きが捉えやすい反面、手前の選手の体によってボールやラケットが隠れるオクルージョンが発生する特徴を持つ。そのため、オクルージョンがないことを前提とした TNet [53] などの水平方向向け手法を、そのまま垂直方向ラリーへ適用することは原理的に困難である。

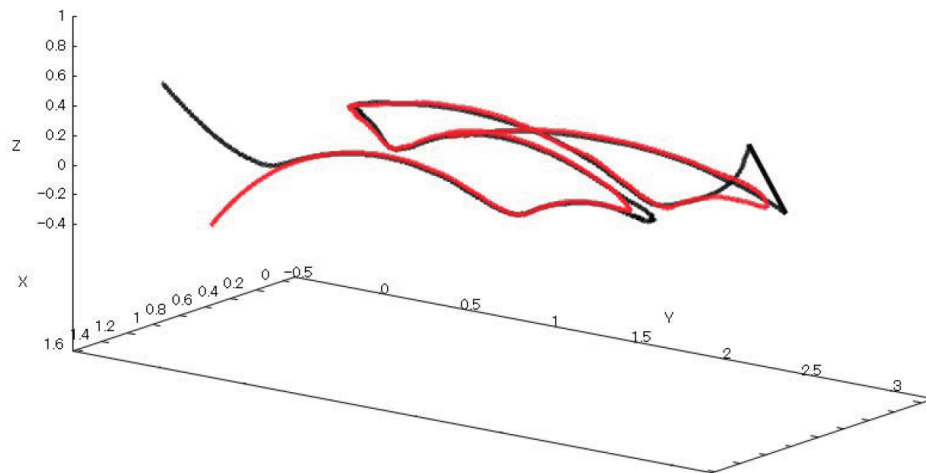


図 1.8: 二台の RGB カメラによる三次元のボール軌跡の推定結果 (文献 [46] より引用)



(a) 水平方向ラリー
(文献 [59] から引用)



(b) 垂直方向ラリー
(文献 [55] の T リーグから提供された映像から引用)

図 1.9: 放送用卓球映像の種類

垂直方向ラリーの卓球映像を対象として、打法を推定する手法 [60,61] が Wang ら, Bian らによって提案されている。これらの手法では、垂直方向ラリーの卓球映像における下側の選手の swings が体に隠れてしまうため推定精度が低くなると報告されている。また、垂直方向ラリーの卓球映像からボールを追跡する手法 [62] を林らが提案している。この手法は、打球の移動が速くモーションブラーが発生したボールや、選手によるボールのオクルージョンを考慮していないため、実用化には複数の課題がある。この課題は、林らの手法 [62] だけでなく、汎用的な物体追跡手法 (YOLO [63] や DeepSort [64] など) を用いてボールを追跡する場合も同様である。そのため、筆者は垂直方向ラリーの卓球映像における分析手法として、ボールのオクルージョンを考慮した打球コースの推定手法 [65] を提案している。この手法では、打球コースを図 1.2 の横方向のバック、ミドル、フォアに分類している。また、図 1.10, 1.11 の模式図に示すように下側の選手の打球と上側の選手の打球で打球コースの判定手法を使い分けている。一方で、打球コースは前後の分類も重要であり、横方向の分類のみではプレー分析として不十分である。以上のことから、垂直方向ラリーの卓球映像を対象とした実用的な手法は未だ確立されていない。ここで、1.2.3 節で重要な分析項目として述べたラリー回数を垂直方向ラリーの卓球映像から推定する手法は、筆者の調べる限りでは提案されていない。また、ラリー回数の計測では選手の打ったボールである打球と打球以外 (トス、ネットミス後のボール) を識別する必要があり、既存のボール追跡手法 [62] のみでは計測できない。そのため、垂直方向ラリーの卓球映像からボールのオクルージョンやモーションブラーの影響を受けずにラリー回数を含むプレー情報を計測する手法が求められている。

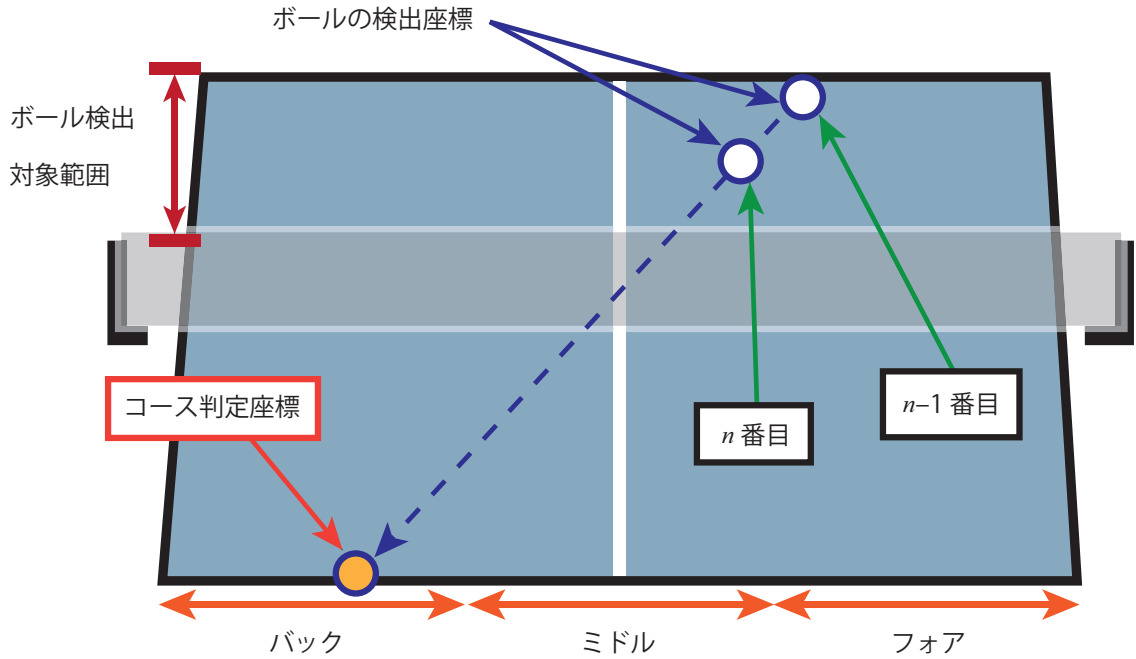


図 1.10: 下側選手の打球コース判定の様式図 (文献 [65] より引用しており, 上側選手のラケットの持ち手が右手の場合)

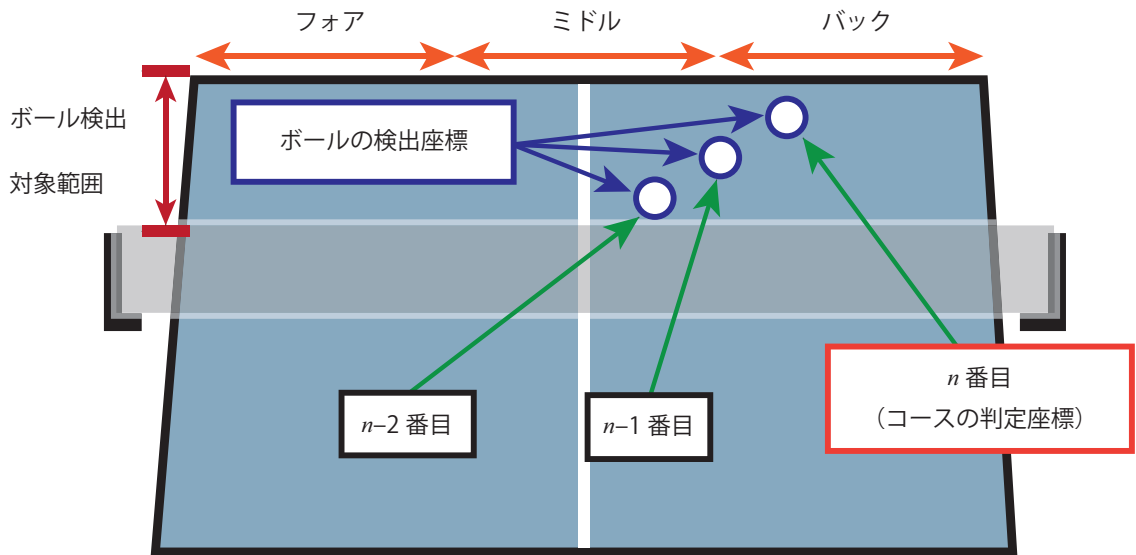


図 1.11: 上側選手の打球コース判定の様式図 (文献 [65] より引用しており, 下側選手のラケットの持ち手が右手の場合)

1.4 本研究の目的と対象範囲

1.4.1 卓球プレー分析における課題の整理

卓球競技の戦術分析において重要視される指標は, ボールの回転, 打法, 打球コース, およびラリー回数である. しかし, 実際の試合映像の9割以上を占める垂直方向ラリーの映像においては, 選手によるオクルージョンや高速な打球移動に伴うモーションブラーの影響により, これらの指標を正確に自動計測す

る実用的な手法は確立されていない。特に、サービスの有効性や戦術意図を反映するラリー回数に関しては、打球とそれ以外のノイズ（トスやネットミス）を識別して自動的に計測する研究自体がなされていない。

また、筆者が所属する研究室と連携している愛知工業大学卓球部に対する取材では、組織的なデータ分析は定着しておらず、選手個人による卓球ノートへのメモ書きや、指導者が必要に応じて行う一時的な手書き記録に依存していることが明らかになった。このようなアナログな手法はデータの蓄積や共有が困難である。この課題を解決する方法として1.2.2節で述べたプレー記録UIや自動分析手法の利用が挙げられる。しかし、自動分析手法は垂直方向ラリーの卓球映像に対する手法が確立しておらず、分析対象の項目も限定される。一方で、手動記録によるプレー記録UIは高い精度が得られるが、1試合あたり動画長の2～3倍の時間を要する。

以上より、卓球競技において実用的なプレー分析システムが満たすべき要件は、短時間でのプレー分析、高精度な分析、多様な分析項目への対応の3点に集約される。まず、試合中のタイムアウトや試合後の振り返りにおいて迅速にデータを参照する必要があるため、過度な時間を要する手法は実用性が低い。また、ラリー回数や得点といった基本指標については、人間による手動記録と同等以上の精度が求められる。さらに、ラリー回数、打法、打球コースなど複数の指標を統合的に記録・分析できるシステムが必要である。

これらの要件を満たすためには、複数の技術的課題を解決する必要がある。1.3.3節で述べたように、垂直方向ラリー映像ではオクルージョンやモーションブラーが頻発するため、汎用的な物体検出・追跡手法（YOLO [63] や DeepSort [64] など）では実用的な精度でボールを検出できない。また、投げ上げサービスのトスやネットミス後のボールといったノイズを除外し、正確なラリー回数を計測するには、打球とそれ以外を識別する必要がある。さらに、打法や打球コースの自動判定については、既存研究 [54] では4種類程度の打法分類に留まっており、実用レベルの詳細分類（8～10種類）には到達していない。

1.4.2 本研究の目的と提案手法

そこで本研究では、垂直方向ラリーの映像を対象として、卓球競技における戦術分析の効率化を実現することを目的とする。この目的を達成するための具体的な手段として、本研究では画像処理技術を用いた卓球映像の自動解析手法およびプレー記録UIを開発する。ここで重要なのは、自動化可能な項目は計算機に任せることで人的コストを削減し、判断が困難な項目については人間の知見を効率的に活用する半自動分析システムを構築することである。

第一のアプローチは、垂直方向ラリーの映像からラリー回数を自動で計測する手法の提案である。本手法では、画像処理によるボール検出と音声処理による打球音検出を統合することで、オクルージョンやノイズが頻発する環境下においても、サービスから得点までの正確な打球数を計測することを目指す。これにより、サービスの有効性や戦術意図を反映するラリー回数という指標を、大量の試合映像から定量的かつ効率的に収集することが可能となる。さらに、収集されたラリーデータを解析することで、選手ごとの「ラリー回数別得失点率」の算出や、戦術スタイル（速攻型か持久型かなど）の客観的な分類が可能となり、経験則に依存しないデータに基づく新たな戦術指導の基盤が構築されると期待される。

第二のアプローチは、垂直方向ラリーの卓球映像を対象とした画像処理技術を活用したプレー記録UIの提案である。完全自動化が困難な戦術記録（打法やコースの詳細な判定）には依然として人間の判断が必要であるが、従来の手動記録には多大な時間的コストがかかるという課題があった。そこで本研究では、画像処理で推定したラリーシーンの開始時刻や、選手がスイングを開始してからフォロースルーを終えるまでの動作区間（以下、スイング時刻）に基づいて、試合映像を自動でスキップ・ループ再生する機能を備えたUIを開発する。これにより、人間と計算機が協調することで、記録作業の大幅な効率化と精度の向上を図る。

1.4.3 本研究の達成目標と対象範囲

本研究では、以下の3点を達成する。まず、垂直方向ラリー映像における制約条件に基づく画像処理手法により、ラリー回数を高精度で自動計測する(2章, 4章)。つぎに、画像処理技術を活用したプレー記録UIにより、記録時間を大幅に短縮する(3章, 4章)。そして、これら自動計測と手動記録支援を組み合わせた半自動分析システムにより、実用的な卓球プレー分析を実現する。一方で、打法の完全自動分類については本研究の範囲外である。また、打球コースの前後方向の自動判定(横方向の分類は既存研究[65]で実現済み)およびボール回転の自動計測についても、本研究の対象外である。

本研究の成果により、放送映像という入手容易なデータを用いて、アマチュアや学生スポーツにおいても客観的なデータ分析が可能となり、科学的な指導や戦術立案の普及に貢献する。これまで専用機材や膨大な人的コストを必要としていた高度なデータ分析を、放送映像という入手容易なソースを用いて、アマチュアや学生スポーツを含む幅広い競技者層へ開放する。具体的には、大規模データセットに基づく新たな戦術指標の発見や、客観的な数値データに基づく科学的なコーチング環境の実現を目指す。すなわち本研究は、「映像を見る・記録する」という受動的な分析プロセスを、「データから勝ち筋を発見する」という能動的な戦略立案プロセスへと昇華させるための基盤技術を確立する。

本研究の主要な貢献は、垂直方向ラリーの卓球映像を対象として、効率的なプレー記録を実現した点にある。特に、垂直方向ラリー映像におけるラリー回数の自動計測と、スイング時刻に基づく記録支援UIの統合は、分析に要する人的コストを削減し、データに基づく科学的な指導や戦術立案を広く普及させるためのブレイクスルーとなるものである。

1.5 本研究の構成

本論文では、垂直方向ラリーの卓球競技映像を対象として、ラリー回数を自動で計測する手法と画像処理技術でスキップ・ループ再生するプレー記録UIについて述べる。本論文では、2章でラリー回数の計測手法、3章でラリーシーンおよびスイング検出に基づくプレー記録UIについて述べる。4章では、ラリー回数計測およびプレー記録UIの評価実験について述べ、実験結果について考察する。5章では、本論文のまとめ、今後の課題、本研究の展望について述べる。

第2章 ラリー回数の自動計測手法

2.1 はじめに

本章では、放送用に撮影された垂直方向ラリーの卓球映像から選手がボールを打った回数（以下、ラリー回数）を自動で計測する手法について述べる。ラリー回数 1, 3, 5, …の奇数回はサーバーが打ったボールを、ラリー回数 2, 4, 6, …の偶数回はレシーバーが打ったボールを意味する。また、得点にならないミスショットはラリー回数に含めない。本研究におけるミスショットは、ラリーの最終打が相手コートに得点になる形で返球されなかった場合と定義する。具体的には、打球がネットに阻まれる「ネットミス」や、打球が相手コートに触れずに卓球台の領域外へ落下する「オーバーミス」がこれに該当する。図 2.1 の例では、サーバーが 1 回目、3 回目のボールを打ち、レシーバーが 2 回目のボールを打っているが、3 回目に打ったボールはミスショットであるため、計測されるラリー回数は 2 回となる。この定義により、各ラリー回数でどちらの選手が打球したかを明確に区別でき、サーバー・レシーバー別の戦術を分析できる。

ラリー回数の計測では、選手の打ったボールである打球を検出する必要がある。打球の検出方法として、YOLO [63] や DeepSORT [64] などの深層学習を用いた物体検出手法の利用が考えられる。しかし、垂直方向ラリーの卓球映像における手前選手によるボールのオクルージョンが考慮されていないため、画

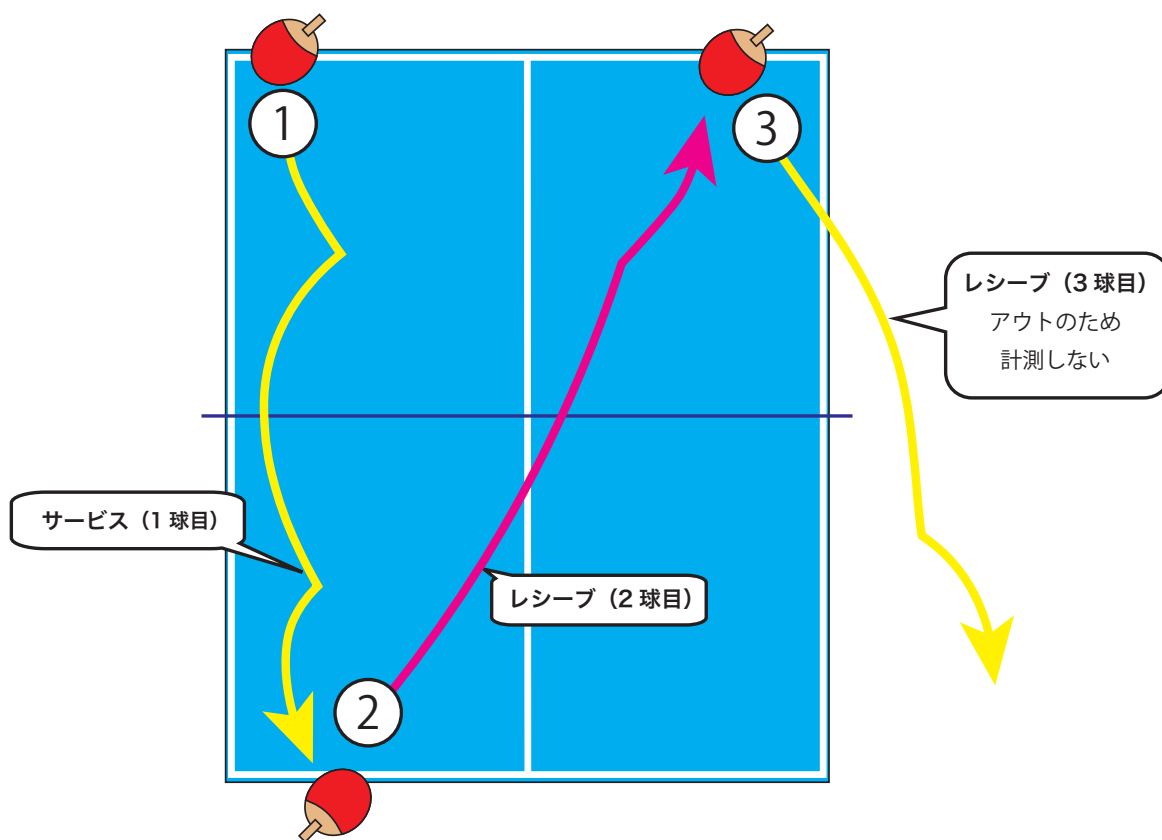


図 2.1: ラリー回数計測の例 (3 回目はミスショットのため、ラリー回数は 2 回)



図 2.2: 垂直方向ラリーの卓球映像におけるシーンの種類

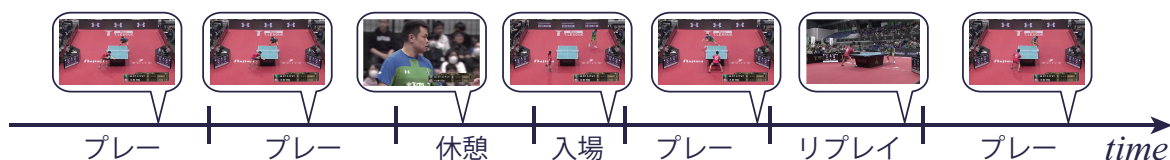


図 2.3: シーンの時系列の並び

像に写っていないボールの検出は困難である。また、文献 [63, 64] の物体追跡では、大量の学習データを必要とし、打球とそれ以外のボールも区別しなければならない。卓球には明確なルールが存在するため、本研究ではルールに基づく制約を活用した画像処理と音声処理の統合手法を採用する。これにより、学習データに依存せず、オクルージョンや検出領域外のボールも考慮してラリー回数を計測する。まず、映像から選手のサービスから得点までが映るラリーシーンを抽出して、ラリーシーンにおける卓球台を抽出する。つぎに、ラリーシーンからボールを検出して、打球以外の要素を除去する。最後に、打球からミスショットを除外してラリー回数を計測する。

2.2 ラリーシーンおよび卓球台の検出

本節では、放送用の卓球競技映像からラリーシーンを抽出する手法を提案する。放送用の映像をそのまま解析に用いる場合、リプレイシーンや選手が入退場するシーン、タイムアウトなどの休憩シーンが含まれている。ラリー回数の計測で着目するシーンは、サービスから得点が入るまでのラリーシーンのため、あらかじめリプレイや休憩などの非ラリーシーンを除去する。図 2.2(a) にラリーシーン、図 2.2(b) に入退場シーン、図 2.2(c) にリプレイシーン、図 2.2(d) に休憩シーンの例を示す。試合映像に含まれる時系列の並びを図で表すと図 2.3 のような並びになる。本研究では、ラリーシーンを抽出する手法として、先行研究で提案したラリーシーンの抽出手法 [66] を用いる。この手法では、シーン遷移時におけるカメラの切り替わり時刻を隣接フレームの比較手法 [67] で取得する。ここで、取得されたシーンにおいてラリーシーンの出現頻度が最も高い。また、ラリーシーンは同一の固定カメラのみで撮影される傾向があり、ラリーシーン同士の色相の分布は類似している。そのため、各シーンの色相の類似度でシーンをグループ化して、シーン数が最多のグループに含まれるシーンをラリーシーンとして抽出する。

つぎに、ラリーシーンから卓球台を検出する。具体的には映像中における卓球台のネットより上側の領域とネットより下側の領域を推定する。卓球台の検出には、先行研究の卓球台検出手法 [68] を用いる。この手法では、あらかじめ卓球台色を手動により指定して、注目フレームの各画素値と比較する。画素値の比較は、RGB 値のユークリッド距離 d により評価して、 $d \leq T$ を満たす画素を卓球台の画素と判定する。卓球台の画素を白色、それ以外を黒色とした二値画像 (図 2.4a) を生成して領域のラベリングを行う。

ラベリング領域 (図 2.4b) は卓球台上の白線とネットによって垂直、水平方向に 4 分割される。分割された領域の中でバウンディングボックスにおける左上の y 座標の差が閾値 b 以下の領域を結合する。結合した領域は、卓球台のネットより上側か下側のいずれかであり、画像座標系において y 座標の小さいものをネットより上側の卓球台領域、 y 座標の大きいものをネットより下側の卓球台領域として検出する。

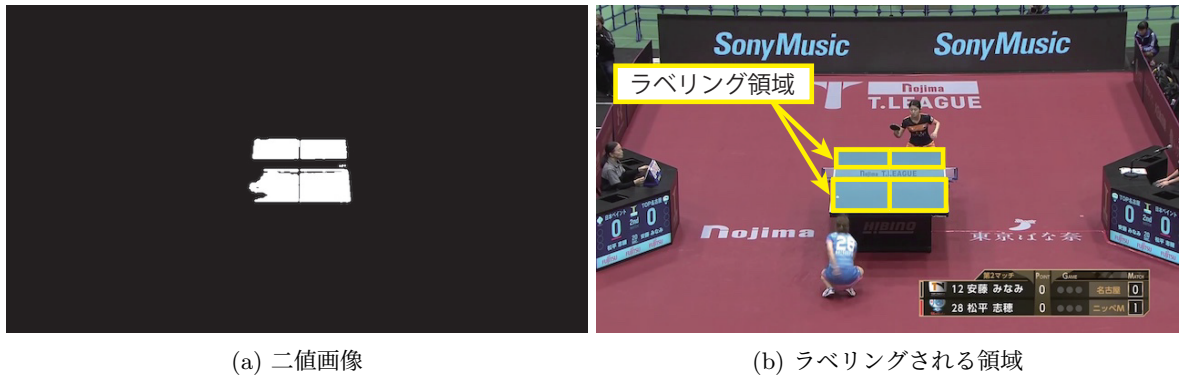


図 2.4: 卓球台検出の二値画像とラベリングされる領域

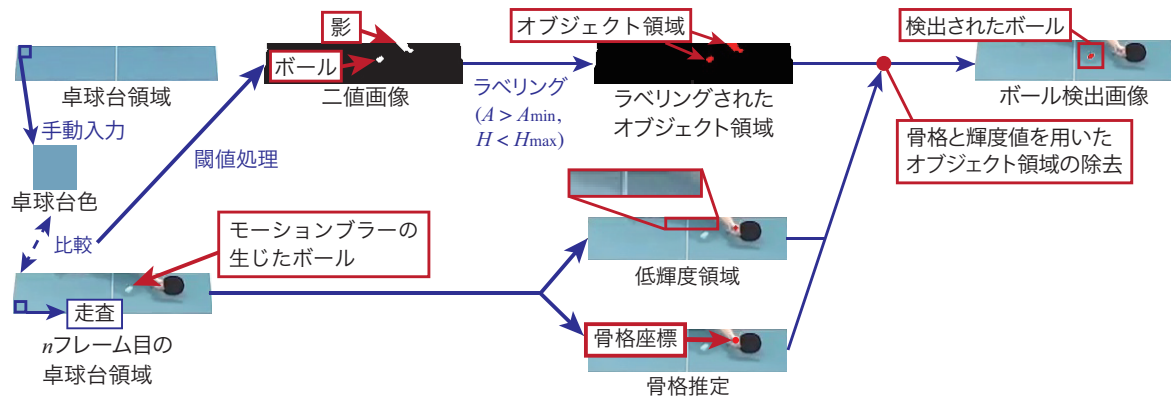


図 2.5: 画素差分に基づくモーションブラーを考慮したボール検出手法

2.3 モーションブラーに対応したボール検出

垂直方向ラリーの卓球映像では、卓球台のネットより下側（手前の選手側のコート）が手前の選手によって隠れてしまう。そのため、卓球台のネットより上側（奥の選手側のコート。以下、卓球台領域）からボールを検出する。本研究では卓球台とボールの画素値差を利用して、モーションブラーが発生したボールを検出する。図 2.5 にボール検出の模式図を示す。まず、卓球台の画素値（卓球台色）を手動で指定して、 n フレーム目の卓球台領域と卓球台色との差分を取り、差分画像を生成する。この差分画像を二値化して領域のラベリングを行う。ここで二値化された画像には、ボール、影、選手の体の一部、が映る場合がある。ラベリングされた領域のうち、領域の面積 A 、バウンディングボックスの高さ H が $A > A_{min}$ 、 $H < H_{max}$ を満たす領域をオブジェクト領域とする。 A_{min} 、 H_{max} は面積と高さの閾値である。つぎに、図 2.5 の下側に示すようにオブジェクト領域から影と選手の体の一部を除去する。影の輝度値は卓球台の輝度値に比べて小さく、ボールの輝度値は卓球台の輝度値より大きい。一方で、体の一部の輝度値は、卓球台の輝度値より大きい。そこで、卓球台の輝度値以下の画素を影として除去する。また、骨格座標を含むオブジェクト領域を選手の体の一部として除去する。骨格座標の検出には、深層学習を用いて画像中の人物の関節点を検出する手法である OpenPose [69] を用いる。オブジェクト領域から影と体の一部を除去した結果をボールとして検出する。

2.4 画像および音声処理を用いた打球以外のボール除去

卓球台領域で検出されるボールには、選手の打ったボールである打球と、手前選手の投げ上げサービストスやネットミス後のボールなどの打球以外が含まれる。ラリー回数の計測では、打球のみを利用するため、検出されたボールから投げ上げサービストスとネットミス後のボールを除去する必要がある。

まず、手前選手の投げ上げサービストスを除去する手法について述べる。投げ上げサービストスと打球の軌道を図 2.6 に示す。投げ上げサービストスの軌道(図 2.6(a))は、打球の軌道(図 2.6(b))と同様に卓球台上を通過しているように映ってしまう。本研究では、投げ上げサービストスと打球を識別するために、打球が卓球台上でバウンドした場合の衝突音に着目する。卓球台上でバウンドした場合の衝突音は、 $i-1$ 回目と i 回目のボール検出の間で発生する。図 2.7 に打球と投げ上げサービスにおける音の振幅を示す。図 2.7 では、2.3 節の手法でボールが検出されたタイミングを赤の縦線、音の振幅を青の線で示している。1 回目にボールが検出されてから、2 回目にボールが検出されるまでの区間に含まれる音の振幅(図 2.7 の右側拡大図)を取得して、振幅の最大値の絶対値が S 以上の場合をボールの衝突音とする打球と判定する。一方で、振幅の最大値の絶対値が S 以下の場合、ボールの衝突音がしないトスと判定してボールの検出結果から除外する。

つぎに、ネットミス後のボールを除外する。ネットミス後のボールは、奥の選手のコートに映り続ける場合(図 2.8(a))と卓球台とネットが重なる領域(以下、ネット領域)と奥の選手のコートに交互に映る場合(図 2.8(b))があり、ボール検出の対象ではないネット領域に打球が入り込んだ後、再度、ネットより上側に映り込む。そのため、計測されるラリー回数に 1 回以上のズレが発生する。奥の選手のコートに映り続けるネットミス後のボールは、ネットとの衝突によって移動速度が遅くなるため、打球に比べて奥の選手のコートに滞在する時間が長い。そこで、ボールが連続で検出された区間の長さに着目して、連続で検出された区間の長さが閾値 l 以上の場合、ネットミス後のボールと判定して打球候補から除外する。一方で、ネットミス後のボールがネット領域と奥の選手のコートに交互に映る場合、ボールが連続で検出される区間の長さは短く、閾値 l で除外できない。ここで、ネット領域と奥の選手のコートに交互に映るボールは、図 2.8(b) のように山なりの軌道で映る。そのため、卓球台領域において連続で検出されたボールのうち、最初と最後の検出における y 座標の差が m 以下のとき、ネットミス後のボールと判定して除外する。投げ上げサービストスとネットミス後のボールを除外した後に、映像中の連続するフレームで検出されたボールを 1 回のラリーとして、ラリー回数を記録する。

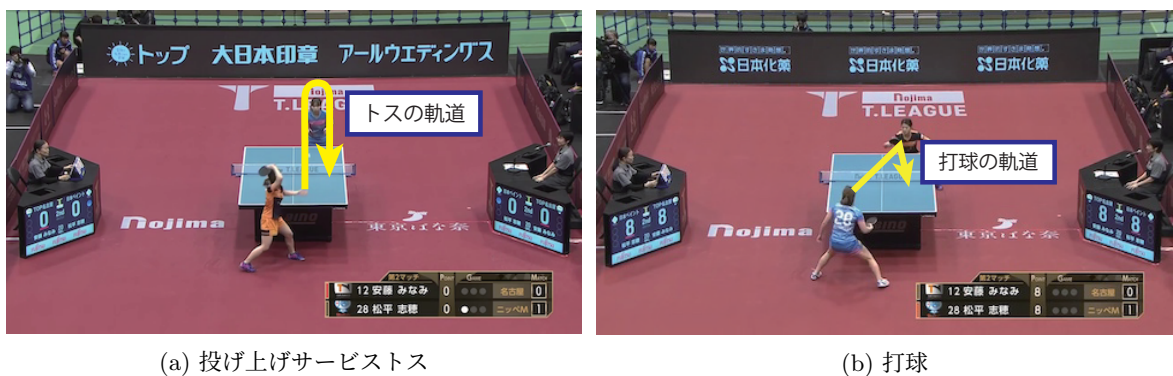


図 2.6: 投げ上げサービストスと打球における軌道の違い

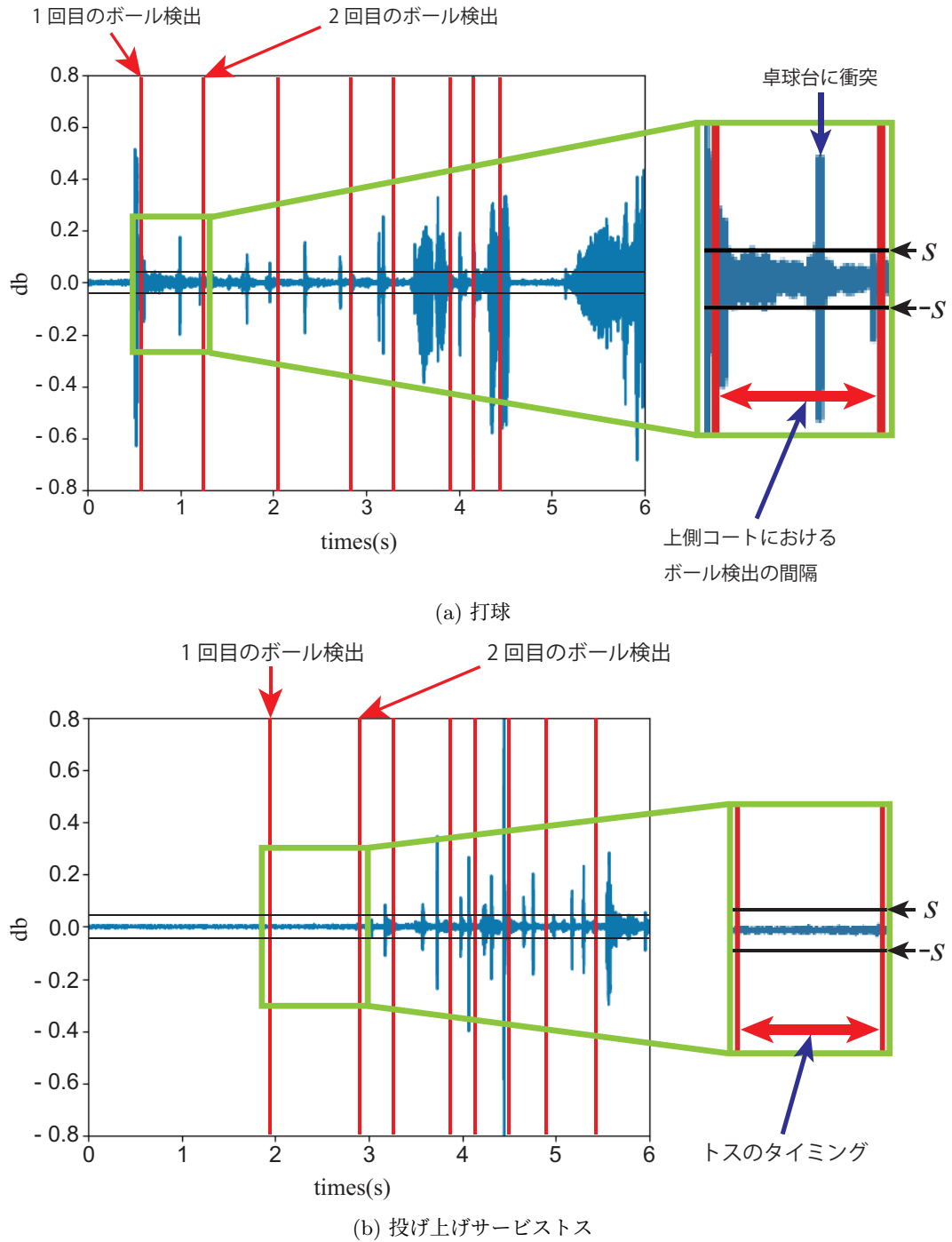


図 2.7: 手前選手の打球と投げ上げサービストスにおける音の振幅

2.5 卓球台領域を通過しない打球の補間

本研究のラリー回数の計測手法では、卓球台のネットより上側のみに着目しているため、図 2.9 の n 番目の打球に示すように、卓球台領域を通過しない打球によってラリー回数の計測にズレが生じる。そのため、本研究では打球の移動方向に着目して、卓球台領域を通らない打球の有無を検知することで、計測されるラリー回数のズレをなくす。

卓球台領域を通過しない打球は、卓球台領域内でボールをバウンドさせる必要がない上側選手のサービ

ス以外の打球に限られる。また、卓球競技では選手が交互にボールを打つため、卓球台領域を通過しない打球が連続で現れることはない。そこで、連続で検出された打球の進行方向に着目する。連続で検出された打球の進行方向が同じ場合、卓球台領域を通過しない打球が打たれたと判定して、計測されるラリー回数に1ラリー分を加算する。図2.9の例では、卓球台領域において連続で検出される打球 ($n-1$ 番目と $n+1$ 番目) の進行方向が上向きである。そのため、連続検出される打球の間に卓球台領域を通過しない進行方向が下向きの打球 (n 番目) が存在すると判定される。

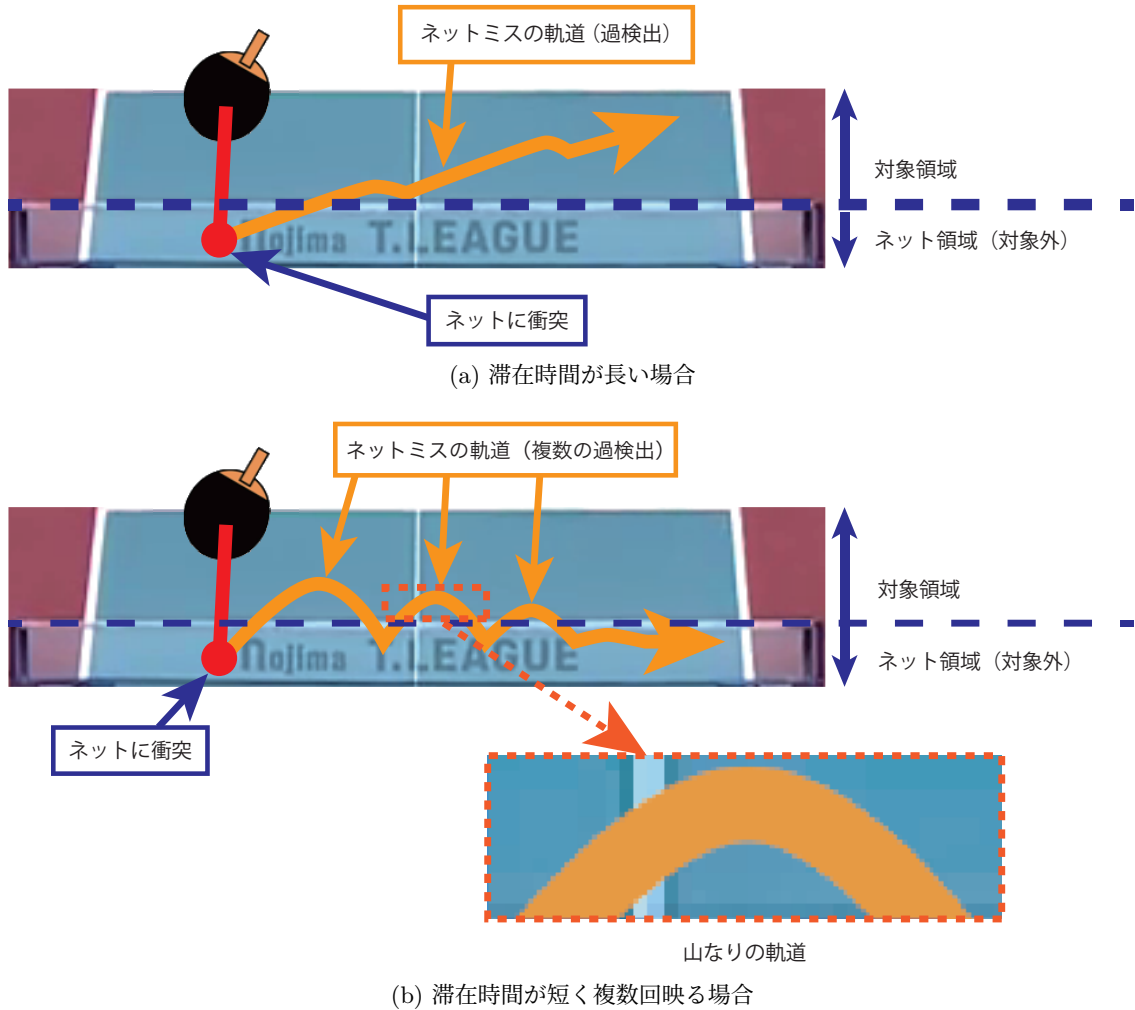


図 2.8: ネットミスの軌道



図 2.9: 卓球台領域を通過しない打球の例



図 2.10: オーバーミスと得点が入る打球の軌道

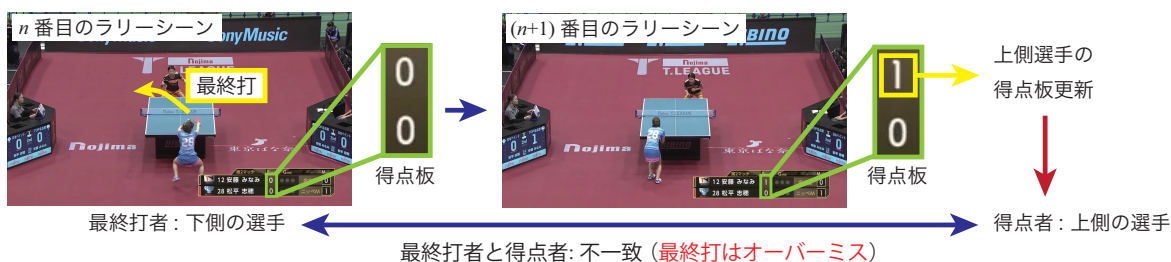


図 2.11: オーバーミス判定の模式図

2.6 打球に含まれるミスショットの除去

2.4 節の打球判定手法では、最後に卓球台領域を通過したボールが、図 2.10(a) のようなオーバーミス（相手コートでバウンドしておらず、得点にならない打球）であるかを判定できないため、各ラリー回数を計測できない。例えば、4 打目のボールが卓球台領域を通過するオーバーミスの場合、得点が入ったラリー回数は 3 回である。一方で、2.4 節の打球判定手法では、オーバーミスを判定できないため、得点が入ったラリー回数は 4 回と計測される。ここで、図 2.10(a) のようなオーバーミスの場合、最後にボールを打った最終打者は下側の選手であるが、得点者は上側の選手となる。また、図 2.10(b) に示すように、最終打が相手選手のコートでバウンドする得点が入る打球の場合、最終打者と得点者は一致する。そこで、対象のラリーにおける最終打者と得点者に着目してオーバーミスを判定する。

オーバーミス判定の模式図を図 2.11 に示す。オーバーミス判定で利用する最終打者は、卓球台領域を通過する最終打のボールの移動方向から求められる。図 2.11 の例では、最終打の移動方向が上向きであるため、最終打者は下側選手と判定される。最終打者の判定後は、得点板の変化でラリーにおける得点者を推定する。放送用の卓球映像では図 2.11 に示すようにデジタルの得点板が表示されており、得点板の上段には映像中の上側選手の得点が、下段には下側選手の得点が表示されている。図 2.11 の例では、 $n+1$ 番目のラリーシーン遷移後に、上側の得点板が 0 から 1 に変化しているため、得点板変化前のラリーでは上側の選手が得点したと推定される。得点者と最終打者が不一致の場合、プレーシーンにおける最終打はオーバーミスであると判定される。すなわち、図 2.11 の例では n 番目のラリーにおける最終打が

オーバーミスと判定される。ここで、映像中の得点情報は、放送用の卓球映像におけるデジタルの得点板から得点推移を推定できる先行研究 [70] の得点推移推定手法で推定する。

第3章 ラリーシーンおよびスイング検出に基づくプレー記録UI

3.1 はじめに

本章では、手動記録における映像のスキップや巻き戻しの手間を画像処理技術によって削減し、短時間で正確にプレーを記録できるようにすることで戦術分析の効率化に貢献する。関連研究の手動記録手法 [9-14] では、記録者は試合映像全体を視聴しながら、分析対象となるラリーシーンを手動で探し、各プレーを記録する必要がある。しかし、放送用の卓球競技映像には、ラリーシーン以外にもリプレイシーンや休憩シーン、入退場シーンが含まれており、これらの分析不要な区間をスキップする操作が記録者の負担となっていた。また、打法や打球コースを正確に記録するためには、同じプレーを繰り返し視聴する必要があり、巻き戻し操作の頻度が高く、記録時間の増加要因となっていた。

これらの課題を解決するため、本研究では記録速度の向上と記録精度の向上を設計思想として、画像処理技術を用いたプレー記録UIを提案する。具体的には、卓球競技映像中におけるラリーシーン開始時刻とスイング時刻を画像処理を用いて推定し、推定された時刻に基づいて映像を自動的にスキップ・ループ再生することで、記録者の手動操作の負担を軽減する。ラリーシーン開始時刻に基づくスキップ再生により分析不要な区間を自動的に飛ばすことで記録速度を向上させ、スイング時刻に基づくループ再生により同一プレーを繰り返し視聴しやすくすることで記録精度を向上させる。

本章では、3.2節で文献 [9, 13] と同様に試合映像を視聴しながらプレーを記録できる、筆者が開発したプレー記録UIについて述べる。3.3節でラリーシーン開始時刻に基づくスキップ再生について述べ、3.4節でスイング時刻に基づくループ再生機能について述べる。

3.2 プレー記録UI

本節では、本研究において独自に設計・開発したプレー記録UIについて述べる。本UIの設計において、記録者が試合映像を視聴しながら最小限の操作で打法と打球コースを記録できることを重視した。具体的には、文献 [9, 13] と同様に、映像視聴と記録入力を同一画面で行えるようにすることで、記録者が映像と入力画面を切り替える手間を削減する。また、記録履歴と得点推移を常時表示することで、記録者が入力内容を即座に確認でき、記録ミスを早期に発見できる。

図 3.1 にプレー記録UIを示す。本UIでは、試合映像が表示されており、記録者は試合映像を見ながらボタン操作で打法と打球コースを記録する。プレー記録UIでは、画面左上に試合映像が表示されている(図 3.1 左側の黄色枠内)。試合映像の下には、映像操作ボタンが配置されており、再生、一時停止、5秒間隔での巻き戻し・早送りの機能が利用できる。また、サービス交代ボタンとコート交代ボタンが設置されており、記録者はサービス権の変更やコートの交代を記録する。

試合映像の表示領域の下側には、打法記録ボタン(図 3.1 左側の緑色枠内)と打球コースおよび得点情報の記録ボタン(図 3.1 右側の青色枠内)が配置されている。記録者は分析対象の試合映像を視聴しながら、これらのボタンで選手の使用した打法と打球コース、および得点者を記録する。ここで記録者は、サービスの打法を無回転、下回転、横回転、横下回転、シャガみ込み、巻き込み、YG、バックの8種類から選択する。また、レシーブ時の打法の記録では、ストップ、ツッツキ、チキータ、逆チキータ、流し、

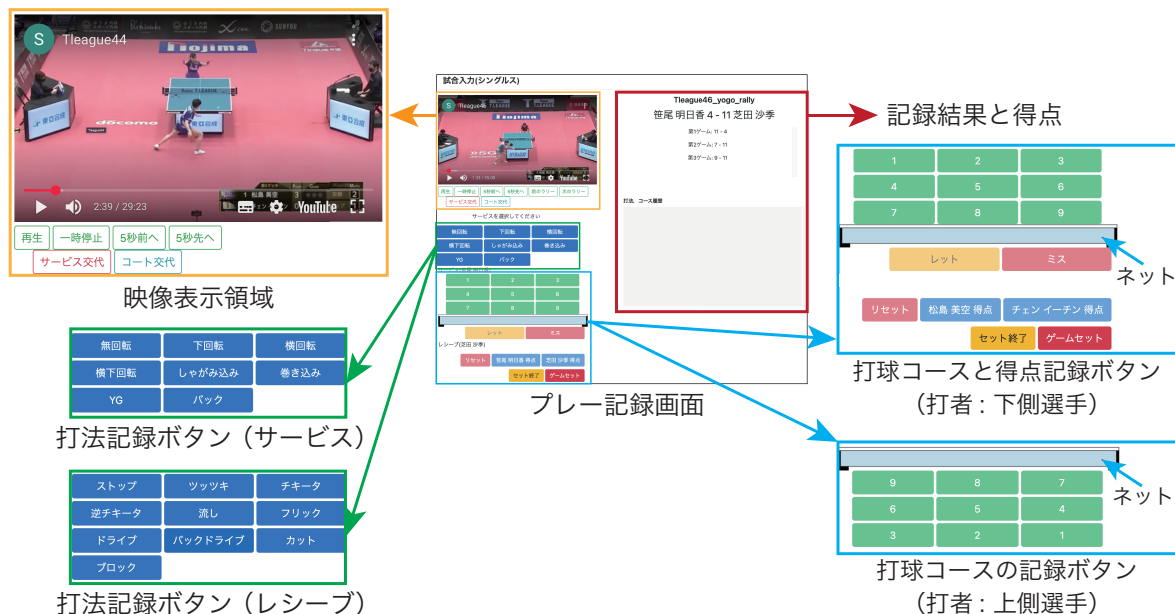


図 3.1: 試合映像が表示されたプレー記録画面

フリック、ドライブ、バックドライブ、カット、ブロックの10種類から選択する。選択肢の打法の種類は、筆者と同じ研究室に所属する卓球経験者がプレー分析において必要と判断した打法分類に基づいて設定している。また、この打法分類はアテネオリンピック出場経験を持ち、全日本ナショナルチームスタッフを務める愛知工業大学卓球部監督による専門的確認を受けており、競技レベルでの戦術分析として十分な分類体系であることが確認されている。打球コースは、上下左右に9分割された卓球台を模したボタンで選択する。この分割数は、戦術分析において打球の位置傾向を把握するために必要十分な粒度として、卓球経験者の判断に基づいて設定している。より細かい分割では記録者が正確なコース判定を行うことが困難になり、より粗い分割では戦術的に重要なコースの違い（フォア側とバック側、短いボールと長いボール）を区別できなくなるためである。打球コースを選択するボタンの配置は、分析対象選手の立ち位置によって動的に切り替わり、画面下側選手の打球コースを記録する場合、ネットの上側に配置され、画面上側選手の打球コースを記録する場合、ネットの下側に配置される。

さらに、画面右側には、記録した得点者の情報から算出された得点推移（図 3.1 右側の赤色枠内）が表示される。これにより、記録者は入力情報に基づく得点推移を一画面で確認でき、入力漏れや入力ミスを早期に発見できる。また、打法と打球コースの記録履歴が表示されており、記録者に対して記録した各選手のプレー情報を提示する。これらの情報表示により、記録者は入力内容を即座に確認しながらプレーを記録できる。

3.3 ラリーシーン開始時刻に基づくスキップ再生

本節では、ラリーシーン開始時刻に基づくスキップ再生について述べる。本機能は、記録速度の向上を目的として設計されている。先行研究の手動記録UI [9, 10] では、記録者が分析不要なリプレイシーンや休憩シーンを手動で早送りする必要があり、この操作が記録時間の増加要因となっていた。本機能では、画像処理によりラリーシーン開始時刻を自動推定し、ボタン一つで次のラリーシーンへ自動的に移動することで、手動操作の回数を削減し、記録速度を向上させる。

まず、画像処理を利用したラリーシーン推定手法 [66] を用いて、ラリーシーン開始時刻を推定する。文献 [66] の手法では、ラリーシーン以外にリプレイシーンや休憩シーン、入退場シーンが含まれる放送用



図 3.2: ラリースキップ機能を追加したボタンデザイン

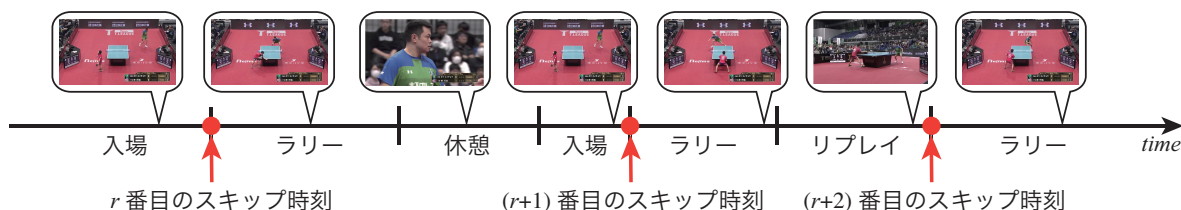


図 3.3: ラリースーンスキップのスキップ位置

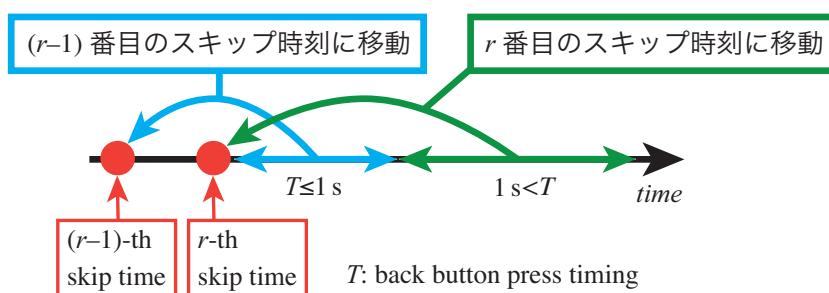


図 3.4: ラリースーンスキップにおける戻るボタンタップ時の挙動

の卓球競技映像からカメラの切り替わりとラリーシーンの色の類似性に着目して、ラリーシーン開始時刻を推定している。

つぎに、推定されたラリーシーン開始時刻を用いて 3.2 節で述べたプレー記録 UI にスキップ再生を導入する。図 3.2 にスキップ再生導入後の映像操作ボタンの UI、図 3.3 にスキップ位置の模式図を示す。図 3.2 に示すように、スキップ再生導入後は「前のラリー」「次のラリー」の二種類のボタンが追加される。「次のラリー」ボタンが押されると現在の再生時刻から、つぎのラリー開始時刻へ映像の再生時刻が移動する。例えば、図 3.3 の r 番目のラリー開始時刻にスキップした後、もう一度スキップボタンが押された場合には、映像の再生時刻は $r+1$ 番目のラリー開始時刻に移動する。また、「前のラリー」ボタンが押された場合には、図 3.4 に示すように再生時刻が遷移する。 r 番目のスキップ時刻から再生開始後に T 秒が経過した時点で「前のラリー」ボタンが押された場合、 T が 1 秒以下なら映像は $r-1$ 番目のラリー開始時刻に再生時刻が移動し、 T が 1 秒より大きい場合は r 番目のラリー開始時刻に移動する。この 1 秒という閾値は、記録者が誤って「次のラリー」ボタンを押した直後に「前のラリー」ボタンで戻る場合と、現在のラリーを最初から見直す場合を区別するために設定している。

3.4 スイング時刻に基づくループ再生

本節では、映像中のスイング時刻に基づくループ再生について述べる。本機能は、記録精度の向上を目的として設計されている。打法や打球コースを正確に記録するためには、同一のプレーを繰り返し視聴する必要があるが、これまでは記録者が巻き戻しボタンを繰り返し操作する必要があった。本機能では、画像処理によりスイング時刻を自動推定し、特定のスイング区間を自動的にループ再生することで、記録者が巻き戻し操作を行わずに同一プレーを繰り返し視聴でき、正確な記録を行いやすくする。



図 3.5: スイングループ機能を追加したボタンデザイン

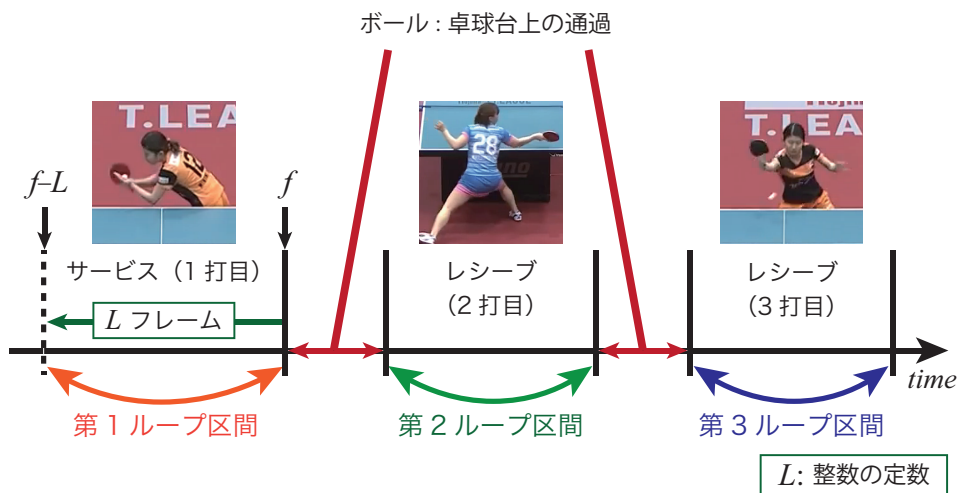


図 3.6: 1 スイング分のループ再生区間の模式図

まず、卓球競技映像におけるスイング時刻を文献 [66] の手法で推定されたラリーシーンから、画像処理技術を用いて推定する。卓球競技映像のラリーシーンでは、片方の選手がサービス（1 打目）を打ち、ボールが卓球台上を通過した後、もう一方の選手がレシーブ（2 打目）を行う。2 打目以降のラリーにおいても、卓球台上におけるボールの通過と選手のスイングが交互に現れ、時系列で表すと図 3.6 のような並びになる。そこで、卓球台上を通過するボールを検出して、ボールが検出されたフレーム番号で分割された区間をスイング時刻として推定する。具体的には、2.3 節のボール検出手法により卓球台上を通過するボールを検出して、 p 回目 ($1 \leq p$) のボールが検出されてから、 $p + 1$ 回目のボールが検出されるまでの区間をスイング時刻と推定する。また、1 打目のサービスではスイング動作の前に卓球台上におけるボールの通過がない。そのため、卓球台上で 1 回目にボールが検出されたフレーム番号を f とした場合、 $f - L$ から f のフレームをサービスのスイング動作区間と推定する。ここで L は整数の定数である。

つぎに、3.2 節で述べたプレー記録 UI にスイング時刻に基づくループ再生を導入する。図 3.5 にループ再生を導入した後の映像操作ボタンの UI を示す。図 3.5 に示すように、ループ再生の導入後には映像再生ボタンに「前のスイング」と「次のスイング」の二種類のボタンが追加される。「前のスイング」ボタンを押すと、現在 m 番目のスイング時刻の映像を視聴中の場合、 m 番目のスイング時刻から $m - 1$ 番目のスイング時刻に映像が遷移する。また、「次のスイング」を押した場合には、 m 番目のスイング時刻から $m + 1$ 番目のスイング時刻に映像が遷移する。

ここで本研究では、スイング時刻に基づくループ再生区間の定義を二種類提案する。一つ目は、図 3.6 に示すように t 番目のスイング時刻の開始から終了までをループ再生の区間と定義する手法（1 スイング分のループ手法）である。二つ目は、図 3.7 に示すようにスイング時刻に基づくループ再生の区間を、 t 番目のスイング時刻の開始から $t + 1$ 番目のスイング時刻の終了までと定義する手法（2 スイング分のループ手法）である。例えば、図 3.7 の例ではサービス（1 打目）の開始から 2 打目のレシーブの終了までが 1 番目のループ再生区間と定義され、2 打目のレシーブの開始から 3 打目のレシーブの終了までが 2 番目のループ再生区間と定義される。このように定義する理由は、記録対象のスイングの打法と打球コースを判定する場合に、相手のコートにおけるボールのバウンド位置や相手のレシーブ動作にも着目すると考え

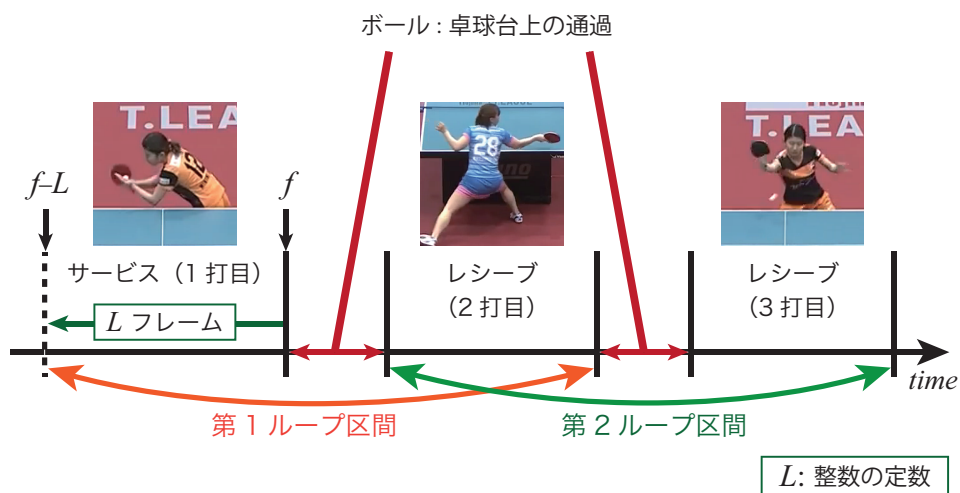


図 3.7: 2 スイング分のループ再生区間の模式図

られるためである。プレーの記録者は、1 番目のループ再生区間の映像を視聴して、1 打目のサービスのプレーを記録し、2 番目のループ再生区間の映像を視聴して 2 打目のレシーブのプレーを記録する。本章で提案したラリースーン開始時刻に基づくスキップ再生とスイング時刻に基づくループ再生の有効性については、第 4 章で評価実験により検証する。

第4章 実験と評価

4.1 はじめに

本章では、第2章で提案したラリー回数の自動計測手法と、第3章で提案したプレー記録UIの有効性を検証するための評価実験について述べる。

本章における実験の目的は、第1章で述べた研究目的である「卓球競技における戦術分析の効率化」が達成されているかを検証することである。この目的を達成するため、以下の2つの観点から評価を行う。

第一に、ラリー回数の自動計測手法の評価である。具体的には、計測精度の定量的評価、アブレーションスタディ (Ablation Study) による各構成要素の寄与度分析、計測されたラリー回数を用いた戦術分析データの有用性検証を実施する。これにより、提案手法が従来の手動記録と同等以上の精度で自動計測を実現し、戦術分析に有用なデータを生成できることを示す。

第二に、プレー記録UIの評価である。ここでは、従来手法との記録時間の比較による効率性評価、記録者間一致度による記録精度の評価、卓球経験者によるヒアリングを通じた実用性評価を実施する。これにより、第3章で述べた設計思想「記録速度の向上」と「記録精度の向上」が達成されていることを示す。

本章の構成は以下の通りである。4.2節では、放送用に撮影された垂直方向ラリーの卓球競技映像を用いて、ラリー回数計測手法の精度を評価する。4.3節では、ラリーシーン開始時刻に基づくスキップ再生とスイング時刻に基づくループ再生を追加したプレー記録UIの有効性を評価する。

4.2 ラリー回数計測の評価実験

4.2.1 実験環境

本節では、一般社団法人Tリーグから提供された垂直方向ラリーの卓球映像11本を用いた、ラリー回数計測の評価実験について述べる。映像11本のうち、10本をラリー回数計測の評価に利用して、1本を閾値の決定に用いる。評価に用いた試合映像10本の詳細を表4.1に示す。表4.1に示すように、評価用映像は男性6試合、女性4試合で構成されており、守備型のカットマンを含む試合が4試合(映像ID:2, 4, 5, 6)、攻撃型のみの試合が6試合(映像ID:1, 3, 7, 8, 9, 10)である。卓球映像10本の動画長の平均は1,735秒、合計シーン数は623シーンであり、サイズは1,280 × 720 pixel、フレームレートは29.97 fpsである。実験では、macOS Sequoia 15.1.1, Apple M3 Pro (内蔵GPU), 18 GB LPDDR5の環境を使用した。

本実験では、閾値決定用映像1本を用いてパラメータを最適化し、 $A_{\min} = 8$, $H_{\max} = h \times 0.75$, $S = 0.020$, $l = 20$, $m = 5$ とした。ここで、変数 h は、卓球台領域の高さである。これらの閾値は、閾値決定用の映像において、ラリー回数の計測成功回数が最大になったときの値を使用している。卓球台領域検出時の閾値 T , b は、 $T = 30$, $b = 10$ とした。本実験では、試合映像10本に含まれる623のプレーシーンにおけるラリー回数を筆者がミスショットを除いて目視で記録しておき、目視で記録したラリー回数と提案手法で計測されたラリー回数が完全に一致した場合を計測成功、不一致の場合を計測失敗とした。623のプレーシーンに含まれるラリー回数は、最小で1回、最大で31回であった。本実験では、各構成要素の寄与度を明確にするため、アブレーションスタディ (Ablation Study) を実施した。アブレーションスタ

表 4.1: ラリー回数計測の評価に用いた試合映像の詳細

映像 ID	性別	動画長 (秒)	シーン数	戦型
1	女性	1,265	71	攻撃型
2	男性	2,437	88	カットマン含
3	女性	2,535	85	攻撃型
4	男性	1,539	60	カットマン含
5	女性	1,351	53	カットマン含
6	女性	2,022	49	カットマン含
7	男性	2,173	81	攻撃型
8	男性	1,089	49	攻撃型
9	男性	1,086	28	攻撃型
10	男性	1,374	59	攻撃型
平均/合計		1,735	623	

ディでは、第2章で提案した手法の各構成要素を段階的に追加し、それぞれの寄与度を定量的に評価する。具体的には、4つの構成で比較する。最初はベースラインの手法であり、2.3節で述べた画像処理によるボール検出のみを用いて、卓球台領域を通過したボールの数をラリー回数として計測する。つぎに、ベースラインに対して2.4節で述べた音声処理を追加し、投げ上げサービスのトスを除去する。そして、2.4節で述べたネットに衝突したボールの除去を追加する。最後は提案手法の完全な形であり、2.5節で述べた卓球台領域を通過しない打球の補間と、2.6節で述べたミスショットの除去を追加する。各構成について、623シーンすべてに対してラリー回数を計測し、それぞれの項目が計測精度の向上にどの程度寄与しているか示す。

本実験では、ラリー回数計測の前処理として、第2章で述べた先行研究 [66] の手法を用いて試合映像からラリーシーンを抽出した。しかし、一部のリプレイシーンや休憩シーンが誤ってラリーシーンとして検出される場合があるため、抽出されたシーンを目視で確認し、非ラリーシーンをあらかじめ手作業で除去した。また、一部の動画では、特定のラリーシーンを垂直方向ラリー以外の角度から撮影する場合があり、ラリーシーンの検出に失敗するケースが存在した（特定の映像で1件程度）。このような未検出のラリーシーンについては、ラリー回数計測の評価対象から除外した。この前処理により、評価対象を真のラリーシーンだけに限定した。本実験では、攻撃型とカットマンを含む複数の戦型の試合を対象とすることで、提案手法の汎用性を評価する。

4.2.2 実験と考察

実験の結果を表 4.2 に示す。実験の結果、ボール検出のみでは 49.18 % でラリー回数計測が成功したが、音声解析によるトスの除去を追加することで 65.76 % に向上した。さらに、ネットに衝突したボールを除去することで計測成功が 79.19 % まで向上し、最終的にミスショット除去を含む完全な提案手法では 87.0 % で計測が成功した。この結果により、音声解析によるトスの除去が 16.58 %、ネット衝突の除去が 13.43 %、ミスショットの除去が 7.81 % の精度向上に寄与していることが確認された。ミスショット除去を含む提案手法で計測失敗となった 81 シーンのうち、23 シーンにおける失敗の原因は、ネットに衝突して、垂直方向に高く上がったボールであった。垂直方向に高く上がったボールは、卓球台領域に打球と同じような軌道で映るため、計測されるラリー回数が真値と一致しない。また、12 シーンでは図 2.9 の n 番目のような卓球台領域を通過しないボールがラリーの最後に打たれて計測が失敗した。残りの計測失敗の原因は、図 4.1a に示すようにネットに衝突したボールが高く上がり、卓球台領域に複数回映り込む場

表 4.2: ラリー回数計測のアブレーションスタディの結果

手法の構成	成功シーン	計測精度 (%)
ボール検出のみ	307 / 623	49.18
+ 音声処理によるトスの除去	409 / 623	65.76
+ ネットミスの検出	493 / 623	79.19
+ 卓球台領域を通過しない打球の補間・ミスショットの除去	542 / 623	87.00

表 4.3: 各映像におけるラリー回数計測精度

映像 ID	戦型	シーン数	成功シーン	計測精度 (%)
1	攻撃型	71	63	88.73
2	カットマン含	88	78	88.64
3	攻撃型	85	74	87.06
4	カットマン含	60	53	88.33
5	カットマン含	53	47	88.68
6	カットマン含	49	40	81.63
7	攻撃型	81	74	91.36
8	攻撃型	49	43	87.76
9	攻撃型	28	22	78.57
10	攻撃型	59	50	84.75
合計/平均		623	542	87.00

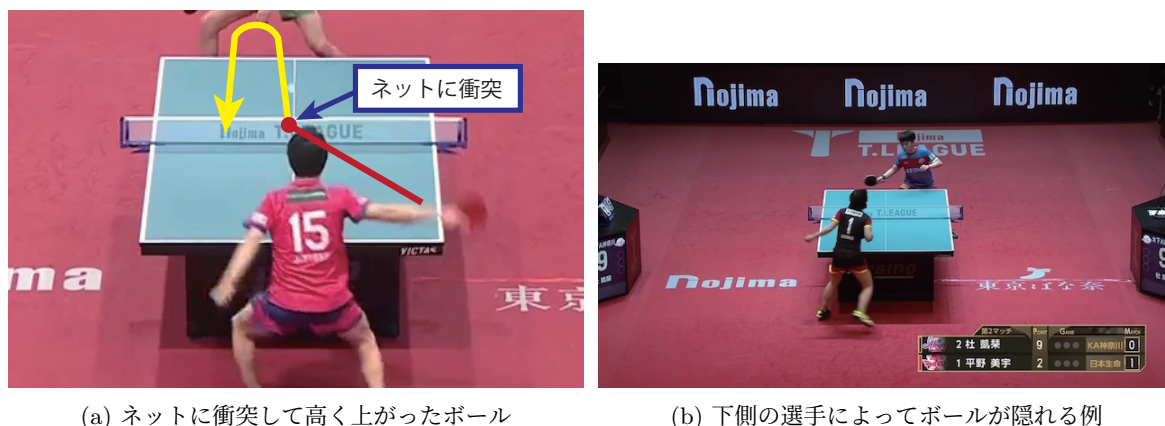
合や、図 4.1b に示すように下側選手によって卓球台領域のボールが隠れるなどボールが検出できない場合であった。本実験で確認された 13.0 % の計測失敗については手動で補正することで実質的に 100 % の精度を実現できる。一方で、完全自動化には技術的課題が残っており、課題の解決が今後の課題である。

各映像における計測精度の詳細を表 4.3 に示す。10 本の映像における計測精度の範囲は 78.57 % から 91.35 % であり、標準偏差は 3.51 % であった¹。この結果は、選手の戦型が異なる試合映像に対しても、提案手法が計測精度を維持できることを示している。映像間の精度のばらつきは、照明条件、カメラアングルの違い、ラリーの長さや複雑さの違いに起因すると考えられる。

戦型別に見ると、攻撃型の試合（映像 ID:1, 3, 7, 8, 9, 10）の平均精度は 86.30 %、カットマンを含む試合（映像 ID:2, 4, 5, 6）の平均精度は 86.81 % であり、両者に差は見られなかった。この結果は、提案手法が攻撃型とカットマンを含む守備型の両方の戦型に対して同等の精度で適用可能であることを示している。また、男性選手の試合と女性選手の試合で計測精度に顕著な差は見られず、提案手法は性別によらず適用可能であることが確認された。

また、提案手法の時間効率性を評価するため、手動記録との作業時間を比較した。1 動画あたりの平均処理時間は、手動記録（1,686 秒）に対し、提案手法では自動処理（3,565 秒）と手動補正（756 秒）で総計 4,321 秒を要した。単純な処理時間では手動記録が 2.56 倍高速であるが、自動処理中は人的リソースが不要であり、他の作業を並行して実施できる点が重要である。特に、複数の試合映像を分析する場合、手動記録では記録対象の映像数に比例して時間が増大するが、提案手法では複数動画を並列処理できるため、大規模データ解析においてスケーラビリティの利点がある。また、手動記録では長時間作業による疲労や集中力の低下により記録精度が低下するリスクがあるが、提案手法では一定の精度を維持できる。これらの点から、本手法は大規模データセットを対象とした分析において実用的であると評価できる。

¹標準偏差の計算には、10 本の映像の計測精度の値を用いた。



(a) ネットに衝突して高く上がったボール

(b) 下側の選手によってボールが隠れる例

図 4.1: ラリー回数計測における失敗の原因

4.2.3 ラリー回数を用いた得失点および有意差の算出

本節では、4.2.2節の実験で利用した卓球映像10本のうち、6試合(男性4試合、女性2試合)の映像から計測されたラリー回数を用いて、ラリー回数別の得失点率を算出した実験について述べる。ラリー回数別の得点率、失点率の算出にはYoshidaらの得失点率の算出手法[5]を用いる。対象から除いた4試合は卓球競技の守備的戦術であり、ラリー回数が多くなりやすいカットマンの試合である。また、映像の選手の立ち位置と得点板の上下は一致していることとする。得失点率の算出結果を表4.4に示す。得失点率・失点率・継続率の算出方法は以下の通りである。

$$\text{得点率} = \frac{N_{\text{score},r}}{N_{\text{total},r}} \quad (4.1)$$

$$\text{失点率} = \frac{N_{\text{loss},r}}{N_{\text{total},r}} \quad (4.2)$$

$$\text{継続率} = 1 - (\text{得点率} + \text{失点率}) \quad (4.3)$$

$N_{\text{score},r}$ は、 r 打目に得点した回数であり、 $N_{\text{loss},r}$ は、 r 打目に失点した回数である。また $N_{\text{total},r}$ は、 r 打目に到達した回数である。ここで奇数のラリー数はサーバーが打ったボール、偶数のラリー数はレシーバーが打ったボールを意味する。Scoring Rate と Losing Rate の合計が1にならない理由は、ラリーが継続している場合に勝敗が決定しないためである。例えば、表4.4におけるラリー数1(男性)の場合、Scoring Rateが16.51、Losing Rateが16.83であり、残りの66.66% (= 100 - 16.51 - 16.83) はラリー2回目以降に勝敗が持ち越されていることを意味する。表4.4では、男性選手の方が女性選手に比べて6打目以下のほとんどのラリー回数で得点率が高く、女性選手は7打目以降の打球における得点率が高い傾向が確認された。また、1試合分における勝者と敗者の得失点率と有効性を表4.5に示す。表4.5では、2~5打目で勝者の得点率が高いことが確認できた。

ここで、手作業でラリー回数を記録して分析した文献[5,71]との比較を通じて、提案手法の妥当性を検証する。Tamakiら[5]は、男性選手は短いラリーで得点率が高く、女性選手は長いラリーで高い得点率を示す傾向があることを報告している。本実験の表4.4でも、男性選手は6打目以下のほとんどのラリー回数で得点率が高く(例: 3打目40.50%, 6打目45.71%)、女性選手は7打目以降で得点率が高い(47.98%)という結果が得られており、先行研究の知見と一致している。

また、Yangら[71]は、レシーブ後の攻撃(3球目攻撃、5球目攻撃)の有効性が試合結果に大きく影響することを報告している。本実験の表4.5でも、勝者は4打目(レシーバーの3球目攻撃に相当)で58.82%の高い得点率を示しており、敗者の38.89%と比較して19.93ポイント高い。この結果は、Yangらが指摘したレシーブ後の攻撃的なショットの重要性を裏付けるものである。

表 4.4: ラリー回数別の得失点率 (%)

ラリー回数	1		2		3		4		5		6		7以上	
性別	男性	女性	男性	女性	男性	女性	男性	女性	男性	女性	男性	女性	男性	女性
得点率	16.51	12.21	26.25	18.76	40.50	29.04	40.06	45.47	29.24	28.30	45.71	43.28	30.26	47.98
失点率	16.83	12.43	26.14	18.76	43.27	28.78	42.99	46.47	30.20	36.57	60.80	49.31	25.31	20.00

奇数打目はサーバー側、偶数打目はレシーバー側の打球を示す。

表 4.5: 試合における勝者と敗者の得失点率 (%)

ラリー回数	1		2		3		4		5		6		7以上	
区分	勝者	敗者	勝者	敗者	勝者	敗者	勝者	敗者	勝者	敗者	勝者	敗者	勝者	敗者
得点率	8.33	18.42	16.13	15.15	35.71	34.62	58.82	38.89	45.45	28.57	40.00	50.00	36.36	53.84
失点率	19.44	7.89	16.13	15.15	32.14	38.46	41.18	55.56	18.18	71.43	60.00	33.33	63.64	30.80

奇数打目はサーバー側、偶数打目はレシーバー側の打球を示す。

さらに、表 4.4 において、女性選手の 7 打目以降の得点率が 47.98 % であるのに対し、失点率が 20.00 % にとどまっている点は注目に値する。これは、女性選手が長いラリーにおいて安定したプレーを維持し、失点を抑えながら得点機会を創出できることを示唆している。

以上の比較から、提案手法により自動計測されたラリー回数が、手動記録による先行研究と同等の戦術的傾向を捉えられることが示された。これは、87.0 % の計測精度が戦術分析において実用的な水準にあることを裏付けている。

4.3 プレー記録 UI の評価実験

4.3.1 実験環境

本節では、第 3 章で提案したプレー記録 UI の有効性を検証するため、記録時間と記録精度の 2 つの観点から実施した評価実験について述べる。評価には一般社団法人 T リーグから公開されている垂直方向ラリーの卓球競技映像 14 本を用いた。映像はすべてシングルの試合であり、男子の試合 4 本、女子の試合 10 本である。14 本の試合映像のうち、7 本は 4.2 節のラリー回数計測の評価実験で用いた映像と同様である（映像 ID は表 4.1 における 1 から 5 と 8, 10）。4.2 節で用いた映像以外の映像の情報を表 4.6 に示す。また、14 本の試合映像のうち、男子 2 本、女子 3 本は卓球競技の守備型のプレースタイルであるカットマンの試合映像である。動画長の平均は 2,078.24 s であり、サイズは 1,280 × 720 pixel、フレームレートは 29.97 fps である。14 本の動画に含まれるラリーシーン数の平均数は 73.76、スイング数の平均は 328.76 である。ここで、提案手法で利用するラリーシーン検出手法では 2.0 % 程度の未検出が発生し、スイング検出手法では 13.0 % 程度の未検出が発生する。また本実験では、サービスのスイング動作にかかる時間を 1 秒程度と仮定して、 $L = 30$ とした。

本実験におけるプレーの記録者は卓球経験者 6 名であり、1 名は 3.2 節で述べたプレー記録 UI の開発にも携わり、3 年以上の使用経験がある（本研究で提案するラリーシーンスキップ機能やスインググループ機能の開発には関与していない）。残り 5 名のうち 1 名はプレー記録 UI の使用経験が 3 ヶ月未満であり、4 名は本実験で初めてプレー記録 UI を使用した。スキップ・ループ再生を追加したプレー記録 UI の使用については、すべての記録者が初めてであり、実験前に記録者に対してプレー記録 UI の操作方法を説明し、実験に用いていない動画で記録を練習した。また、練習の段階で記録者からスインググループの再生区間は 2 スイング分の方が入力しやすいと意見が得られたため、実験については 2 スイング分のループ再生区間を採用している。本実験では、3.2 節で述べたプレー記録 UI に対してラリーシーンに基づくス

表 4.6: プレー記録 UI の評価に用いた試合映像の詳細 (表 4.1 に示した映像以外)

映像 ID	性別	動画長 (秒)	シーン数	戦型
11	女性	2,341	73	攻撃型
12	女性	2,406	66	カットマン含
13	女性	3,171	85	カットマン含
14	女性	2,699	82	攻撃型
15	女性	2,207	62	攻撃型
16	女性	1,276	50	攻撃型
17	女性	1,763	70	攻撃型
平均/合計		2,266	488	

キップ再生とスイング時刻に基づくループ再生を追加して、スキップやループ再生を追加していないプレー記録 UI (以下、従来手法) と比較する。比較対象の項目はプレーの記録時間と記録精度である。客観的な評価指標 (記録時間・記録精度) を用いることで、記録者の主観的判断によるバイアスを最小限に抑えている。また実験後に、記録者に対してヒアリングを行い、実験結果について考察する。

4.3.2 プレー記録時間の比較

本節では、プレー記録時間の比較実験について述べる。本実験では、プレー記録 UI の使用経験が3年以上の1名 (以下、経験者) と3ヶ月未満の3名 (以下、初心者) を対象とした。本実験では、従来手法、ラリーシーン開始時刻に基づくスキップ再生を追加した UI、スイング時刻に基づくループ再生を追加した UI の3種類を使用する。本実験では14本の映像を使用しており、被験者4名のうち2名 (初心者1名と経験者1名) には無作為に選択した13本の映像を使用し、残り2名は、あらかじめ指定した4本の映像 (うち3本は先の13本と共通で、1本は固有の映像) を使用した。各 UI でプレーの記録を4回実施し、記録時間を比較した。比較指標として、動画長と記録時間の差分と、1スイングの記録時間 (記録時間をスイング数で割った値) を用いる。本実験では、動画長と記録時間の差分は各記録者に対して1本の試合映像を用いて評価して、1スイングあたりの記録時間は複数の試合映像を用いて評価する。ここで、本実験では初心者の記録時間として、初心者3名の平均の記録時間を用いる。また本実験では、比較するプレー記録時間に、卓球映像中におけるラリーシーン開始時刻やスイング時刻を推定する画像処理の処理時間は含めない。

表 4.7 に動画長とプレー記録時間の差分を示す。実験の結果、ラリーシーンのスキップ再生を追加した UI が最も短い記録時間を示し、記録時間の平均は動画長の約1.3倍であった。従来手法とラリーシーンのスキップ再生を追加した UI で、動画長に対する記録時間の割合を比較すると、初心者で-12.4パーセントポイント、経験者で-17.0パーセントポイントプレーの記録時間が短縮された。また、従来手法とスイングのループ再生を追加した UI の記録時間を比較すると、初心者で8.2パーセントポイント増加し、経験者では-16.3パーセントポイント短縮された。実験後、記録者に対してヒアリングを行った結果、スイングのループ再生を追加したプレー記録 UI では、記録対象のスイングにおける打法と打球コースをループ再生を用いて繰り返し視聴できるため、時間をかけて記録したという意見が得られた。一方で、ラリーシーンのスキップ再生を追加した UI では、スイングを一度だけ視聴して記録しているため、記録時間が短くなったと考えられる。

つぎに、図 4.2 に1スイングの記録時間の比較結果を示す。初心者の場合 (図 4.2(a)), 1回目の記録ではシングルループの UI を用いた記録が15.2秒で最も早く、4回目の記録ではラリーシーンスキップの UI を用いた記録が6.94秒で最も早くなった。経験者の場合 (図 4.2(b)), 1回目と4回目の記録でラリー

表 4.7: 動画長と記録時間の比較

ユーザ	動画長 (s)	記録時間 (s)			動画長に対する記録時間の割合 (%)			従来手法との差分 (% pt)	
		従来手法 †	手法 1‡	手法 2*	従来手法 †	手法 1‡	手法 2*	手法 1‡	手法 2*
初心者	1,745	3,207	2,808	3,471	135.6	116.7	136.0	-12.4	+8.2
経験者		1,524	1,265	1,275				-17.0	-16.3

†: 関連研究と同じ機能を持つ UI [9, 13]

‡: ラリースキップ機能を導入した UI (3.3 節)

*: シングルフ機能を導入した UI (3.4 節)

シーンスキップを用いた記録が最も早く、4 回目における記録時間は 3.36 秒であった。また、図 4.2 では従来手法を用いた場合に経験者の記録時間が最大 1.89 秒変動していることが確認された。変動の要因として、映像中におけるラリーシーンの開始時刻を手動で素早く特定できた場合と、時間を要した場合の差が影響していると考えられる。

さらに、記録回数に伴う学習効果について定量的に分析する。初心者の 1 スイングあたりの記録時間は、1 回目から 4 回目にかけて、従来手法で 20.04 秒から 8.28 秒へ (11.76 秒短縮)、ラリーシーンスキップ機能で 21.03 秒から 6.94 秒へ (14.09 秒短縮)、シングルフ機能で 15.2 秒から 8.34 秒へ (6.86 秒短縮) と改善した。また、経験者の記録時間は 1 回目から既に短く (従来手法 4.97 秒、ラリースキップ 4.62 秒、シングルフ 5.3 秒)、4 回目では最短 3.36 秒を達成している。これは、3 年以上の使用経験により記録作業に習熟していることを示しており、提案 UI が初心者だけでなく経験者にとっても効率化に寄与することが確認された。

4.3.3 プレー記録精度の比較

本節では、プレー記録精度の比較実験について述べる。本実験では、4.3.2 節で使った映像 14 本のうち 4 本を使用する。また、卓球競技の打法分類において客観的な正解データの作成は、専門家であっても困難であり、正解データと比較して記録精度を評価することは難しい。そのため、記録精度を比較する指標として Fleiss' Kappa を用いる。Fleiss' Kappa は 3 人以上の記録者が記録した値の一致度を評価する指標である。単純な一致率とは異なり、評価者がランダムに分類を行った場合に起こりうる「偶然の一致 (Chance Agreement)」の影響を数理的に排除している点に特徴がある。

Fleiss' Kappa 値の算出方法を具体的に示す。本実験では、評価対象となるスイングの総数を N (例: 実験に使用した 4 本の動画に含まれる全スイング)、記録者の人数を n (本実験では $n = 6$)、分類する打法のカテゴリ数を k (例: サービス打法なら $k = 8$, レシーブ打法なら $k = 10$) とする。

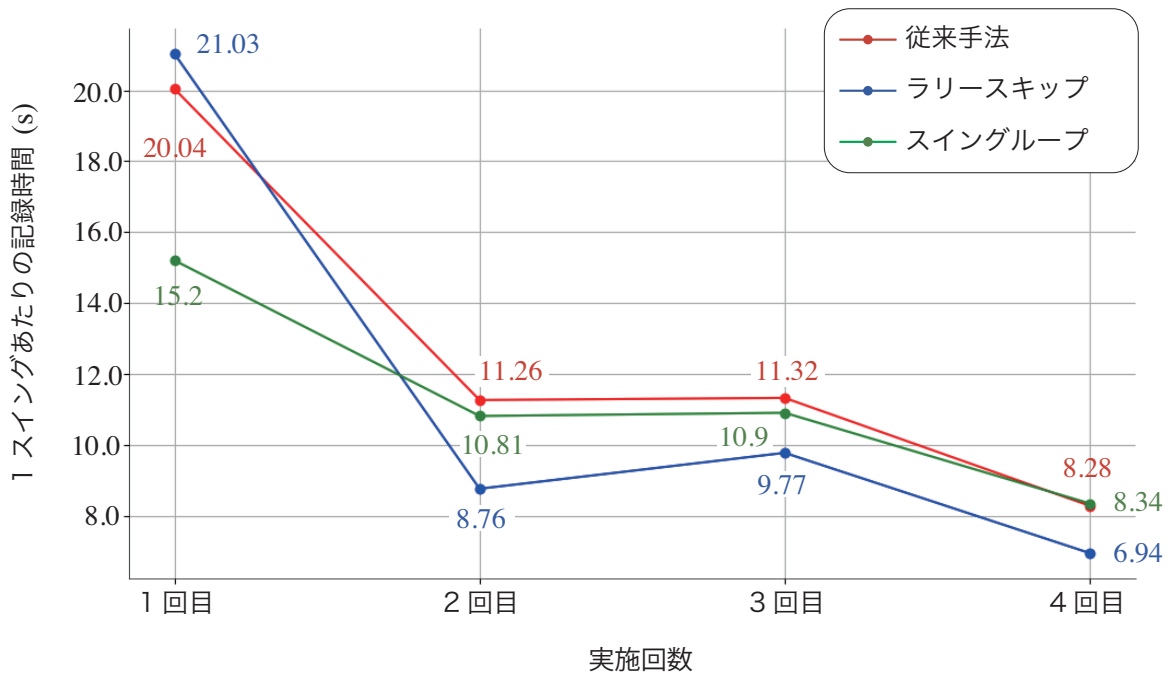
まず、観測された一致率 P_o を算出する。 i 番目のスイングに対して、カテゴリ j を選択した記録者の人数を n_{ij} とすると、そのスイングにおいて記録者の意見が一致した割合 P_i は次式で求められる。

$$P_i = \frac{1}{n(n-1)} \sum_{j=1}^k n_{ij}(n_{ij} - 1) \quad (4.4)$$

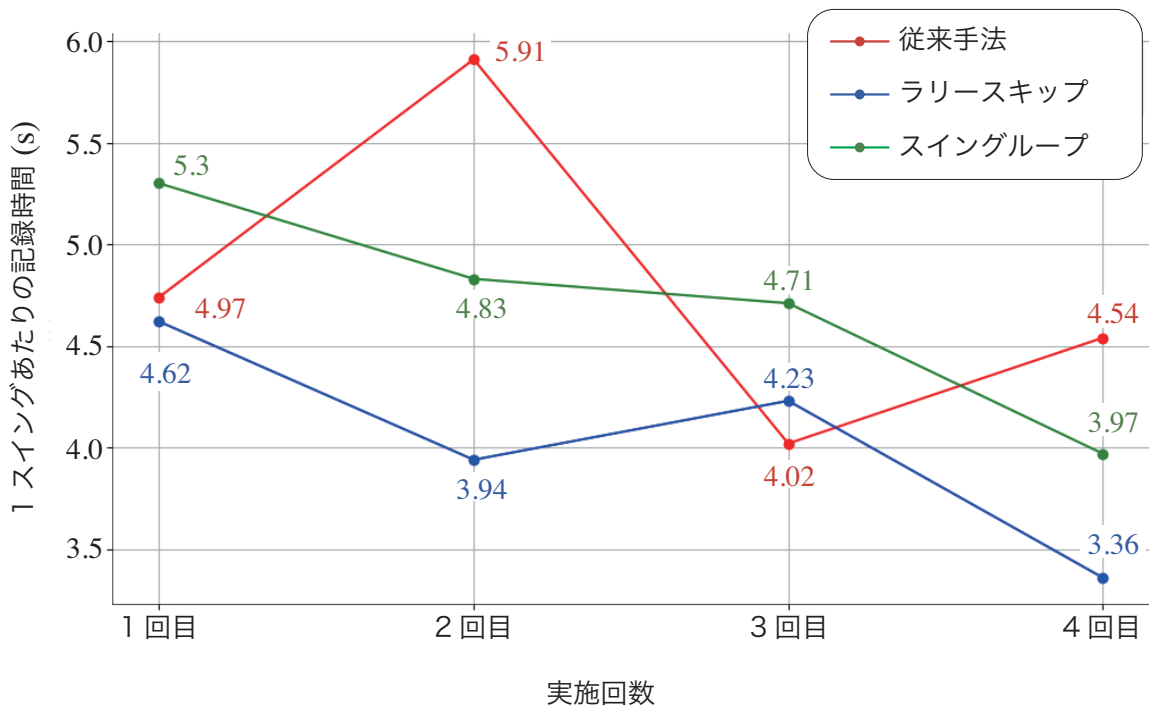
この P_i を全スイング N について平均値を算出した値が P_o である。これは、実際に記録者同士の回答がどれだけ一致したかを表す。

$$P_o = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P_i \quad (4.5)$$

つぎに、偶然による一致率 P_e を算出する。全スイング・全記録者の回答を集計し、全回答数 (Nn) のう



(a) 記録初心者 (3ヶ月未満)



(b) 記録経験者 (3年以上)

図 4.2: 1 スイングあたりの記録時間の比較

ち、各カテゴリ j が選択された割合 p_j を算出する。

$$p_j = \frac{1}{Nn} \sum_{i=1}^N n_{ij} \quad (4.6)$$

この p_j の二乗和が P_e となる。これは、各記録者がランダムに回答した場合でも、カテゴリごとの出現頻度の偏りによって偶然一致してしまう確率を表す。

$$P_e = \sum_{j=1}^k p_j^2 \quad (4.7)$$

最終的に、Fleiss' Kappa 値 κ は以下の式で定義される。

$$\kappa = \frac{P_o - P_e}{1 - P_e} \quad (4.8)$$

ここで、分母の $1 - P_e$ は偶然による一致を超えて一致可能な最大の余地を表し、分子の $P_o - P_e$ は実際に偶然を超えて一致した割合を表す。すなわち Fleiss' Kappa 値は、偶然により生じうる一致を除外した上で、実質的な一致がどの程度得られたかを正規化した指標である。Fleiss' Kappa 値は -1 から 1 の範囲を取る。Fleiss' Kappa 値の解釈には、Landis and Koch [72] により定義された基準がある。この基準では、Kappa 値 $0.00 \sim 0.20$ を「わずかな一致 (Slight agreement)」, $0.21 \sim 0.40$ を「まずまずの一致 (Fair agreement)」, $0.41 \sim 0.60$ を「中程度の一致 (Moderate agreement)」, $0.61 \sim 0.80$ を「実質的な一致 (Substantial agreement)」, $0.81 \sim 1.00$ を「ほぼ完全な一致 (Almost perfect agreement)」と分類している。また、 0 以下の場合には、偶然レベル以下の一致であることを示す。

実験の結果を図 4.3 に示す。実験の結果、2 打目以降のレシーブ打法の記録では、スイングのループ再生を追加した UI で最も高い Fleiss' Kappa 値 (0.674) を示した。また、それ以外の項目では、ラリーシーンのスキップ再生を追加した UI で Fleiss' Kappa 値が最も高くなった。本実験の結果を Landis and Koch の基準に照らし合わせると、サービス打法ではラリーシーンスキップ機能で 0.234 、シングルフープ機能で 0.225 となり、いずれも「まずまずの一致」に分類される。2 打目のレシーブ打法では、ラリーシーンスキップ機能で 0.482 、シングルフープ機能で 0.496 となり、「中程度の一致」に分類される。3 打目以降のレシーブ打法では、ラリーシーンスキップ機能で 0.650 、シングルフープ機能で 0.674 となり、「実質的な一致」に分類される。打球コースでは、サービスと 2 打目のコースにおいてラリーシーンスキップ機能が最高の Fleiss' Kappa 値 (分類するとまずまずの一致) を示し、3 打目以降のコースでは、Fleiss' Kappa 値が最高 0.591 であり、「中程度の一致」を示している。特に注目すべきは、3 打目以降のレシーブ打法においてシングルフープ機能が「実質的な一致」(0.674) を達成した点である。これは、繰り返し視聴により打法の見間違いを削減できることを示しており、戦術分析において重要度の高いラリー展開の記録に提案 UI が有効であることが確認された。

この実験結果は、従来手法と比較して提案手法が正確にプレーを記録できることを示唆した。なお、本研究で使用した打法分類 (サービス 8 種類, レシーブ 10 種類) は、競技レベルでの戦術分析に必要な詳細度と記録作業の実用性のバランスを考慮して設定されている。分類数を減らすと戦術分析に必要な詳細情報が失われ (例: サービスの回転系の違いが区別できない), 分類数を増やすと記録者の判断が困難になり評価者間一致度の低下が懸念される。

また、記録者に対するヒヤリングの結果を表 4.8 に示す。ヒヤリングの結果、スイングのループ再生を追加した UI において一部のスイング時刻の映像が表示されないケースがあることが報告された。スイング時刻の映像が表示されない原因は、2.3 節のボール検出手法を用いたスイング時刻推定において、 13.0% 程度のスイング時刻の未検出が発生することである。記録者は表示されなかったスイング時刻について前後のスイングから推測で記録したと報告しているため、すべてのスイング時刻が表示された場合にはプレーの記録精度が向上すると考えられる。さらに、ラリーが長くなり同じようなスイングが連続している場合には、どのスイング時刻について記録しているかを見失いやすいという意見も得られた。これは、カットマンの試合映像のような長いラリーを含む記録において発生すると考えられる。そのため、スイングのループ再生を追加したプレー記録 UI において、現在記録中のスイング番号 (例えば、サービスなら 1 番目) や記録対象選手の立ち位置を UI 上に表示することで、記録しているスイングの見失いをなくす

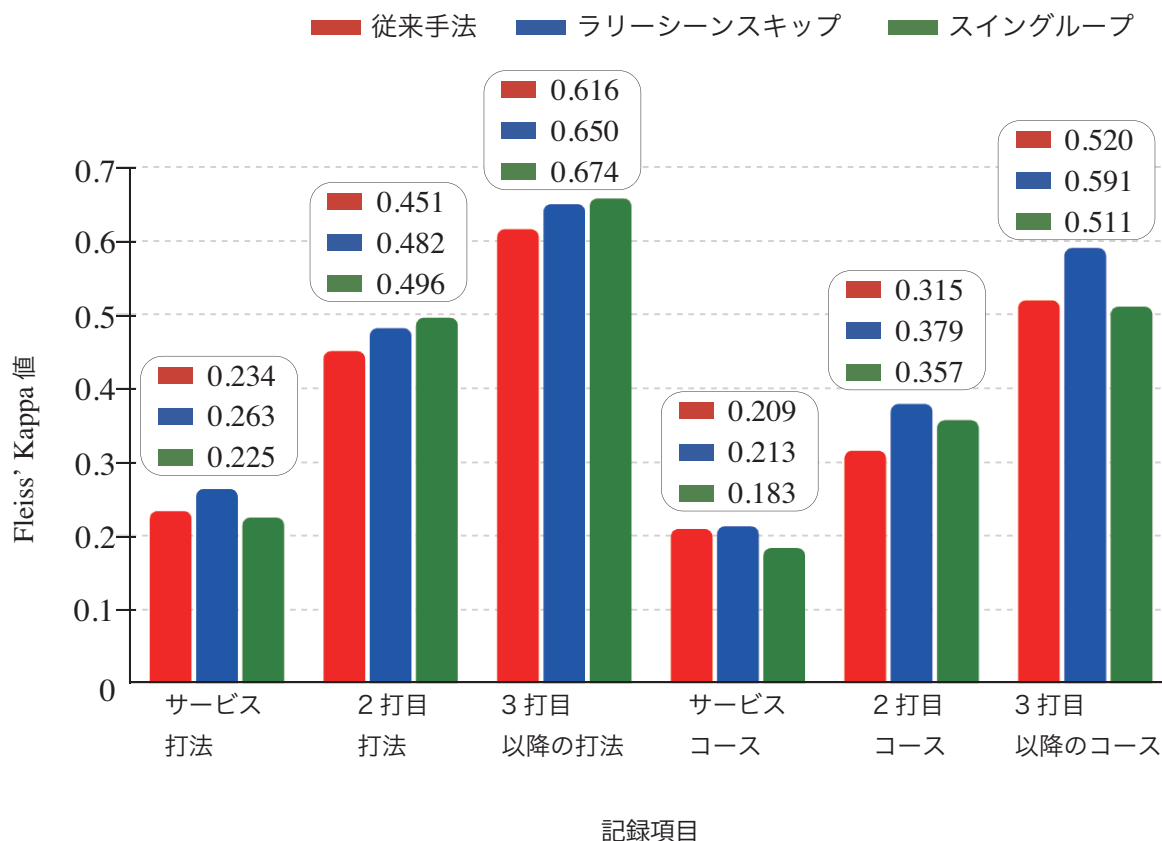


図 4.3: 記録された打法と打球コースにおける Fleiss' Kappa 値

表 4.8: 実験対象者に対するヒヤリング結果

報告者	ヒヤリング結果
記録経験者・初心者	スイングのループ再生機能で、得点を決定する打法（最終打）が丸ごとスキップされている場合があり、打法の入力が行えない場合があった。映ってないスイングシーンに関しては、勘で記録した。
記録経験者・初心者	スイングのループ再生機能で、長いラリーの記録（主にカットマンの試合映像に対する記録）の場合にどこかの打法を入力しているか見失いやすかった。そのため、画面上に記録のサポートになる情報（打者、何球目など）の表示があると良さそうだと感じた。
記録経験者・初心者	ラリーシーンのスキップ再生機能で、ゲーム間の休憩やタイムアウトの区間を丸ごとスキップできたため、体感ではあるが通常入力より大幅に記録時間を短縮できた。
記録経験者・初心者	スイングのループ再生機能では、打法、打球コースの入力毎に一時停止・再生ボタンを押す必要がないため、記録に集中できた。
記録初心者	ラリーシーンのスキップ再生機能において、ラリーシーン終了時には動画が自動的に一時停止になると便利だと感じた。
記録初心者	入力ミスを修正する機能がないことが不便だと感じた。

ことが今後の課題として挙げられる。ラリーシーンスキップ機能においては、2.0%程度の未検出が発生するが、記録者は得点板を確認することで未検出を認識できると報告された。そのため、記録漏れを防ぐ

ことができ、記録精度が向上したと考えられる。

最後に、ヒヤリングにおける肯定的評価として、休憩区間の自動スキップによる時間短縮効果や、一時停止・再生操作の省略による集中力向上が報告された。これらは第3章で述べた設計思想である記録速度と記録精度の向上に加えて、記録者の認知負荷軽減という効果も得られたことを示している。

これらの評価実験を通じて、提案したラリー回数の自動計測手法とプレー記録 UI の実用性と有効性が検証された。一方で、スイング時刻の 13.0 % の未検出やラリーシーンの 2.0 % の未検出など、完全自動化に向けた技術的課題も残されている。これらの課題の解決と本研究の今後の展望については、第5章で述べる。

第5章 おわりに

5.1 本論文のまとめ

本論文では、卓球競技におけるプレー分析の効率化を目的として、垂直方向ラリーの放送用卓球映像を対象とした自動解析手法とプレー記録 UI に関する手法を提案した。具体的には、ラリー回数を自動で計測する手法と、ラリーシーン開始時刻およびスイング時刻に基づくスキップ・ループ再生機能を備えたプレー記録 UI を提案し、有効性を評価実験により検証した。

第2章では、垂直方向ラリーの放送用卓球映像を対象として、ラリー回数を自動的に計測する手法を提案した。提案手法では、卓球台とボールの画素値差を利用してモーションブレンダーが発生したボールを検出し、画像処理と音声処理を統合することで、打球以外のボール（投げ上げサービストス、ネットミス後のボール）を除去した。音声処理では、卓球台上におけるボールのパウンド音の有無に基づいてトスを判定し、画像処理では、連続検出されたボールの区間長さと y 座標の変化からネットミスを検出した。また、ボールの進行方向に着目して卓球台領域を通過しない打球を補間し、最終打者と得点者の不一致からオーバーミスを判定した。

第3章では、画像処理技術を導入したプレー記録 UI を提案した。本章で提案した UI では、ラリーシーン開始時刻とスイング時刻を画像処理により推定し、推定された時刻に基づいて映像をスキップ・ループ再生する機能を実装した。記録者は、サービス打法8種類、レシーブ打法10種類から選択し、九分割された卓球台ボタンで打球コースを記録する。ラリーシーンのスキップ再生では、「前のラリー」「次のラリー」ボタンによりラリー間を効率的に移動でき、スイングのループ再生では、「前のスイング」「次のスイング」ボタンで各スイング動作を繰り返し視聴できる。

第4章では、提案したラリー回数の計測手法とプレー記録 UI の有効性を評価する実験を実施した。ラリー回数計測の評価実験では、一般社団法人 T リーグから提供された垂直方向ラリーの卓球映像 11 本を用いて、アブレーションスタディにより各処理の有効性を検証した。ボール検出のみでは 49.18 % の計測精度が、音声処理によるトス除去で 65.76 %、ネットミス検出で 79.19 % に向上し、最終的にミスショット除去を含む完全な提案手法では 87.0 % の計測精度を達成した。プレー記録 UI の評価実験では、一般社団法人 T リーグから公開されている卓球競技映像 14 本を用いて、卓球経験者 6 名による記録作業を実施した。従来手法と比較して、ラリーシーンのスキップ再生を追加した UI は、初心者で 12.4 パーセントポイント、経験者で 17.0 パーセントポイントの記録時間短縮が確認された。記録精度の評価では、Fleiss' Kappa を用いて記録者間の一致度を評価し、提案したプレー記録 UI が従来手法と比較して短時間かつ正確にプレーを記録できることが実証された。

本研究の成果は、卓球競技におけるプレー分析の効率化に貢献するものである。ラリー回数の自動計測手法により、分析者は手動記録の負担から解放され、より多くの試合映像を分析できる。また、スキップ再生やループ再生を導入したプレー記録 UI により、記録時間の短縮と記録精度の向上が実現され、競技者や指導者はより効率的にプレーデータを蓄積できる。

5.2 今後の課題

本節では、本研究で提案した自動解析手法およびプレー記録 UI に残された課題について述べる。具体的には、5.2.1 節では試合映像の自動解析における技術的な課題について述べ、5.2.2 節ではプレー記録 UI のユーザビリティ向上や機能拡張に関する課題について述べる。さらに、5.2.3 節では、卓球分析全般およびネット型スポーツへの応用に関する課題について述べる。

5.2.1 試合映像の自動解析における今後の課題

本節では、2 章で提案したラリー回数の自動計測手法に関連する技術的な課題と、自動解析の適用範囲を拡大するための発展的な課題について述べる。具体的には、まず 5.2.1.1 節と 5.2.1.3 節において、実験で確認された計測ミスの低減とリアルタイム分析に向けた処理時間の短縮について述べる。続いて 5.2.1.4 節以降では、打法・回転・打球コースの分析項目の自動化について述べる。

5.2.1.1 スイング動作に着目したラリー回数の計測

4.2 節の評価実験において、ラリー回数の計測手法はネットに衝突したボールが高く上がった場合や、下側の選手によってボールが隠れる場合に計測の失敗が確認された。提案手法では、図 5.1 の赤線で示すように卓球台上をボールが通過した回数をラリー回数として計測している。そのため、対象領域に複数回回り込む場合や、ボールが隠される場合にラリー回数を計測できない。計測失敗をなくす方法として、図 5.1 の緑線で示すように選手のスイング動作自体を検出して、スイング動作の出現回数をラリー回数として計測する方法が考えられる。計測失敗の原因である複数回のボールの写り込みやボールが隠れる場合でも、選手は必ず 1 回のスイングを行うため計測失敗をなくすことができると考えられる。一方で、スイングのみに着目した場合、図 5.2 のような手前選手のスイング動作が体に隠れて確認しづらい場合があり、計測に失敗すると考えられる。そのため、スイングとボールの両方に着目することで、提案手法より頑健なラリー回数の計測手法の検討が今後の課題である。

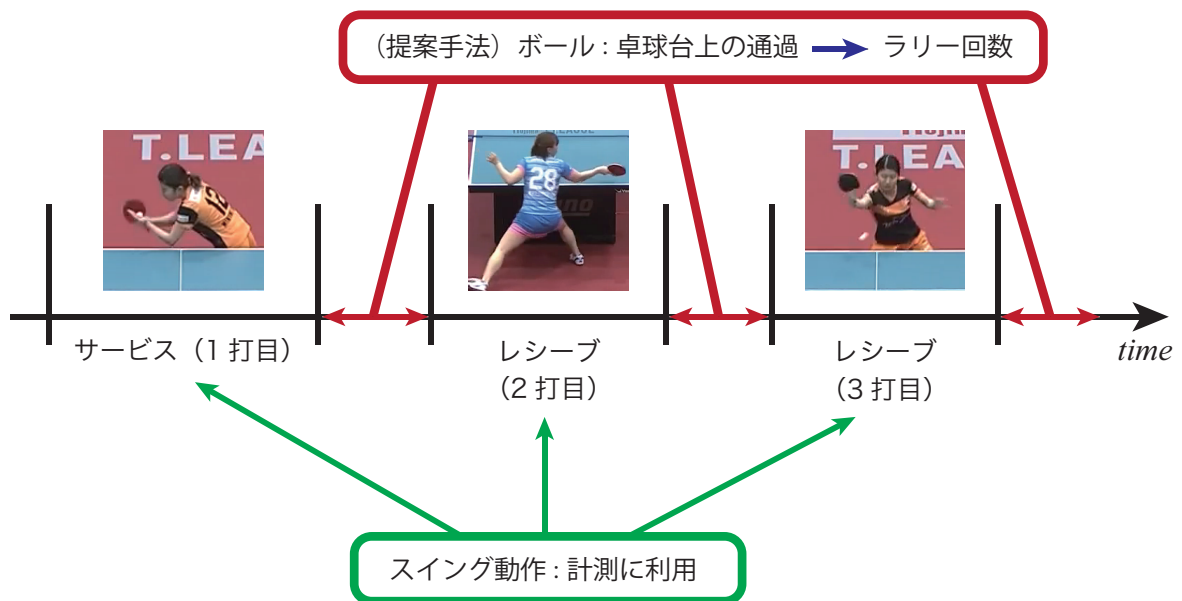


図 5.1: スイング動作に着目したラリー回数計測の模式図

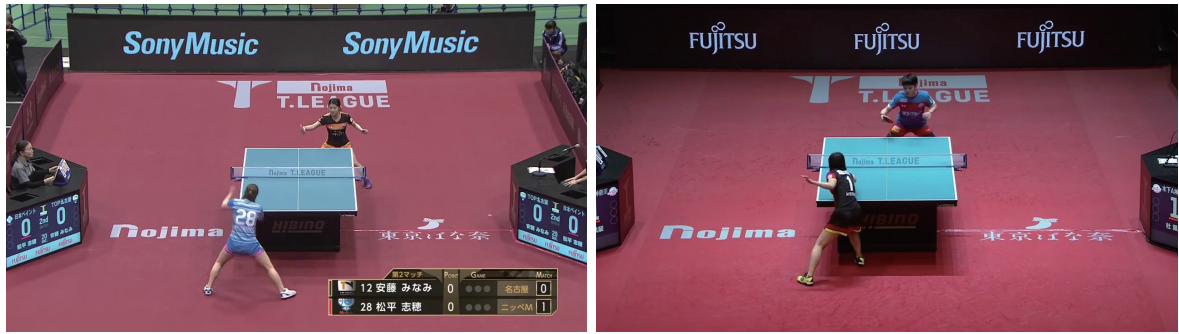


図 5.2: スイング動作が隠れる手前選手のスイング (文献 [55] の T リーグから提供された映像から引用)

5.2.1.2 深層学習を用いたラリー回数計測手法の高度化

4.2 節の評価実験において提案手法は 87.0 % の精度でラリー回数を計測できたが、残りの 13.0 % は従来の画像処理手法の限界に起因する計測ミスである。本節では、深層学習を活用することでラリー回数計測の精度と頑健性を向上させる方向性について述べる。

第一に、オーバーミスの判定に深層学習を活用することが考えられる。提案手法ではラリーの終了判定にスコアボードの得点変化を利用しており、スコアボードが映らない映像や、スコアボード検出に失敗した場合にオーバーミス判定できない。オーバーミスの判定には、ボールが卓球台上でバウンドしていない場合の軌道の特徴を捉える必要がある。深層学習、特に LSTM や Transformer [73] といった時系列モデルを用いることで、ボールの軌道パターンから直接オーバーミス判定できる可能性がある。これにより、スコアボードに依存しない頑健なオーバーミス判定が実現できると考えられる。

第二に、卓球台領域外におけるボールの追跡に深層学習を活用することが考えられる。提案手法では卓球台上におけるネットより上側を対象領域として設定しているが、オーバーミスの判定やネットより下側におけるボールの分析のためには卓球台領域外のボールも追跡する必要がある。YOLOv8 [63] や Faster R-CNN [74] のような物体検出手法を用いることで、卓球台領域の内外を問わず画面全体からボールを検出できる。

第三に、ボールと卓球台の衝突音の識別に深層学習を活用することが考えられる。提案手法では投げ上げサービストスの判定に音声情報を利用しているが、プレー以外の音が投げ上げサービストス中に発生する試合ではトスを除去できない。そのため、CNN ベースの音響モデル (例: VGGish [75], PANNs [76]) や、音声認識で用いられる wav2vec 2.0 [77] のような自己教師あり学習モデルを用いて、ボールと卓球台の衝突音とそれ以外を区別することで、プレー以外の音が発生する環境においても投げ上げサービストスを除去できると考えられる。

これらの深層学習技術を提案手法と組み合わせることで、画像処理手法の制約を超えた高精度かつ頑健なラリー回数計測システムの実現が期待できる。一方で、深層学習の導入には大量の教師データの準備や計算コストの増加といった課題も存在するため、従来手法と深層学習を適切に組み合わせたハイブリッドアプローチの検討が今後の課題である。

5.2.1.3 ラリー回数の計測時間の短縮

4.2 節のラリー回数計測の評価実験において、手動記録と自動計測を比較した結果、手動記録が 1,686 秒に対して、提案手法では自動計測 (3,565 秒) と手動による補正 (756 秒) で総計 4,321 秒を要した。自動計測では、自動計測中の人的リソースの解放や、複数動画を並列に処理できる利点がある一方で、リアルタイムの分析では自動計測を用いることができない課題がある。卓球競技では、試合中のタイムアウト (休憩・作戦を練る時間) にそれまでの相手のプレー情報から今後の作戦を練る。すなわち、ラリー回数

をリアルタイムで計測できることに一定の有効性があると考えられるため、ラリー回数の計測時間の短縮は今後の課題である。

5.2.1.4 打法分析手法の検討

卓球競技における選手は、相手や試合状況に応じて打法を使い分けており、打法はプレー分析における重要な指標である。3章で述べたプレー記録UIでは、打法が分析項目として採用されている。プレー記録UIを用いる記録者は、サービス打法を8種類から選択し、レシーブ打法を10種類から選択する。ここで、4.3.2節の実験結果から提案手法のプレー記録UIを用いた記録では、最短で動画長の116.7%の時間が必要であると確認された。そのため、記録者にかかる時間的負担から最終的には打法分析の完全自動化が望ましいと考えられる。打法を自動で分析する手法として、文献[54]では、水平方向ラリーの卓球映像を対象とした打法分類手法が提案されている。この手法では打法の分類数が4種類であり、提案手法のプレー記録UIと比較して打法の分類数が少なく、詳細に分析できない。そのため、プレー記録UIにおける打法の分類数と同等の分類を行える手法の検討が必要である。

筆者の所属する研究室では卓球経験者にヒアリングを行い、レシーブ打法においては図5.3のような木構造で打法を分類できることが明らかになっている。また、打法の自動分析の第一段階として、水平方向ラリーの卓球映像においてスイングを台上技術と台上技術以外(図5.3の一段目)に分類する手法が開発されている。そのため、今後の課題として図5.3に示すようにスイング方向(フォアハンド、バックハンド)やスイングスピードに着目して、台上技術と台上技術以外をさらに細かく分類する手法の検討が挙げられる。また、垂直ラリーの卓球映像に適用できる打法分類手法の検討も今後の課題である。

打法分類の自動化においては、深層学習を活用したアプローチも有望である。CNNやTransformer[73]を用いた動作認識手法により、スイング動作の時空間的な特徴を学習することで、画像処理手法では識別が困難であった微妙な打法の違いを捉えられる可能性がある。また、本研究ではシングルスを対象としたが、ダブルスへの適用も重要な課題である。ダブルスでは2名の選手が交互に打球するため、どちらの選手が打球したかを識別する必要がある。この課題に対しては、姿勢推定技術を用いて各選手のスイング動作を検出し、打球者を特定することで、ダブルスにおけるプレー記録の自動化が実現できると考えられる。

5.2.1.5 打球コースの前後判定手法の検討

筆者は先行研究として、垂直方向ラリーの卓球映像から打球コースを推定する手法[65]を提案しており、卓球台上におけるボールの軌跡から打球コースをバック、ミドル、フォアの3種類に分類している。一方で、打球コースの分析では横方向の分類だけでなく、ボールのバウンドの位置とネットの距離に着目した縦方向の分析が重要であり、3章で提案したプレー記録UIでも打球コースの前後を選択できる。そのため、今後の課題として打球コースを縦方向に着目して前後に分類する手法の検討が挙げられる。

5.2.1.6 ボール回転の自動計測手法の提案

卓球競技ではプレーを分析する指標として、ボールの回転に着目する[78]。ボールの回転によって打球の変化量が大きくなり、対戦相手が返球をミスしやすくなるため、打法や打球コースと同様に重要な分析項目である。試合映像からボールの回転を自動的に計測する手法として、卓球台周辺に設定されたカメラ映像からボールに印刷されたロゴ(図5.4)を検出して、ロゴの動きから回転数を計測する手法[79,80]が玉城ら、Gossardらによって提案されている。これらの手法では、卓球台周辺に分析用のカメラを設置する必要があり、本研究の対象である放送用の卓球映像には適用できない。また、水平方向ラリーの放送用卓球映像からボールの回転を計測する手法[81]を、Kienzleらが提案している。この手法では、ボール移動における縦および横方向の変化量からボールの回転を計測している。一方で、本研究で対象とした垂

直方向ラリーの卓球映像では、水平方向ラリーの映像と比較して縦方向のボールの変化量が見えづらい。加えて、選手によるオクルージョンが発生してボールが見えない場合もある。そのため、垂直方向ラリーの放送用卓球映像からボールの回転を計測する手法の検討が今後の課題として挙げられる。

5.2.2 プレー記録 UI における今後の課題

本節では、3章で提案したプレー記録 UI について、4章の評価実験および利用者へのヒアリング結果から明らかになった改善点と、将来的な機能拡張について述べる。具体的には、5.2.2.1 節から 5.2.2.3 節において、記録者の認知負荷の軽減と入力ミスの防止・修正に関するユーザビリティの課題を述べる。また、5.2.2.4 節では、水平方向ラリーの映像への対応について述べる。

5.2.2.1 入力箇所の見失い防止機能の実装

4章のプレー記録 UI の評価実験における実験対象者へのヒヤリングで、スイングのループ再生で記録した場合に長いラリーに対する入力箇所の見失いが発生すると報告された。ラリーが長くなりやすい試合映像は、主にカットマン（守備的戦術の選手）の試合映像であり、最長のラリー回数は 31 回であった。また、カットマンのスイングは前後で比較すると似ているため、対象のスイングが何打目か、次のスイングに遷移したかを判断しづらい。そのため、プレー記録 UI 上に記録する打者の立ち位置（映像の上側か下側か）と記録対象の打球番号（何打目か）を表示する手法の検討が今後の課題として挙げられる。

5.2.2.2 既存の画像処理手法の導入

3章で提案したプレー記録 UI では、先行研究 [66] を用いたラリーシーンのスキップ再生機能と、2章で提案したボール検出手法を用いたスイングのループ再生機能を導入した。また、筆者はラリーシーンやスイング以外に、打球コースや得点推移を画像処理技術を用いて推定する手法 [65, 70, 82] を提案してい

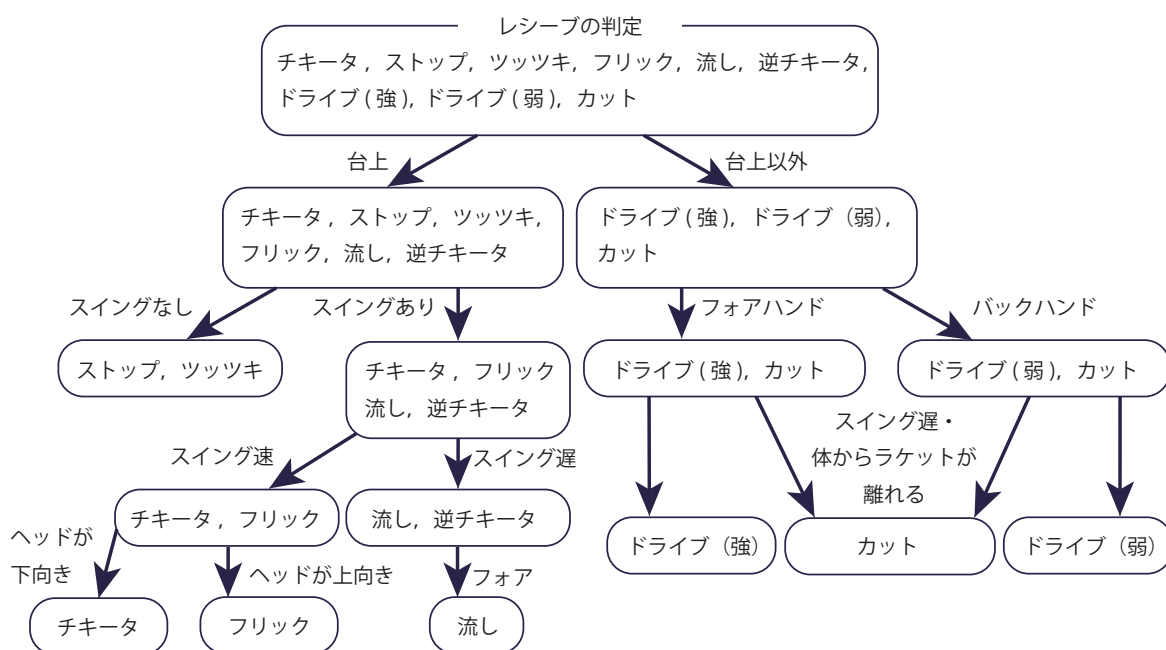


図 5.3: レシーブにおける打法判定の決定木



図 5.4: オリンピックや世界卓球選手権大会で用いられたボール (文献 [79] より引用)

試合入力(シングルス)

4球目の打法を選択してください

ストップ	ツツキ	チキータ
逆チキータ	流し	フリック
ドライブ	バックドライブ	カット
ブロック		

サービス(安藤 みなみ)

9	8	7
6	5	4
3	2	1

レット ミス

Tleague1_testcase
安藤 みなみ 0 - 0 松平 志穂

打法, コース履歴

安藤 みなみ	サービス: 横回転	コース: 7
松平 志穂	レシーブ: カット	コース: 8
安藤 みなみ	打法: ドライブ	コース: 1

記録履歴
(選手名・打法・打球コース)

図 5.5: プレー記録 UI における記録結果

る。そのため、今後の課題として打球コースの推定結果、得点推移の推定結果をプレー記録 UI で利用することが挙げられる。打球コースと得点推移をプレー記録 UI に導入することで、記録者の入力項目を減らし、記録に費やす時間を削減できると考えられる。

5.2.2.3 記録の修正機能の開発

3章で提案したプレー記録 UI では、記録したプレーの選手名、選手の使用した打法、打球コースの番号が画面右下に表示される。図 5.5 にプレー記録履歴が表示されたプレー記録 UI を示す。記録者はプレー記録履歴から記録したプレーを確認できる。一方で、4.3.3 節の実験対象者に対するヒヤリング結果に記載があるように、プレー記録 UI では入力ミスを修正する機能がないため、プレー記録履歴でミスに気づいても記録内容を修正できない。そのため、今後の課題として記録したプレーの修正機能の開発が挙げられる。

5.2.2.4 水平方向ラリーの卓球映像を対象としたスキップ・ループ再生機能の導入

本論文で提案したプレー記録 UI におけるラリーシーンのスキップ再生機能とスイングのループ再生機能は、画像処理で推定されたラリー開始時刻とスイング時刻に基づいている。ラリー開始時刻とスイング時刻の推定手法は垂直方向ラリーの卓球映像を対象としているため、図 5.6(b) のような水平方向ラリーの卓球映像に適用できない。筆者の所属する研究室では、水平方向ラリーの卓球競技映像を対象としたラリー開始時刻とスイング時刻の推定手法 [83] の検討が進められている。そのため、水平方向ラリーの卓球映像を対象とした画像処理手法をプレー記録 UI に導入することで、垂直方向ラリー以外の試合映像でもスキップ再生機能、ループ再生機能を利用可能にすることが今後の課題として挙げられる。

5.2.3 卓球分析全般における課題

本研究では、垂直方向ラリーの放送用映像を対象としたシングルス試合分析に焦点を当てた。一方で、卓球競技の全容を捉え、あらゆる試合映像を分析対象とするためには、より多様な条件下での分析手法が必要となる。本節では、撮影環境や競技種目（ダブルス）、さらには他競技への展開といった観点から、今後の課題について述べる。

5.2.3.1 撮影方法（撮影角度）に依存しない卓球映像解析

2章で提案したラリー回数の計測手法では、垂直方向ラリーの放送用卓球映像を対象としており、計測には対象の映像特有の特徴を利用している。具体的には、卓球台を背景としたボール検出や、映像上に表示されるデジタルの得点板に着目したオーバーミス判定である。そのため、図 5.6(a) のようなデジタルの得点板が表示されない LaboLive の試合映像や、図 5.6(b) のような選手が映像の左右に立つように撮影される World Table Tennis（以下、WTT）の試合映像に対して提案手法を適用できない。筆者の所属する研究室では WTT の試合映像のような横向きの卓球映像からボールの軌道を分析する手法や打法を分析する手法を継続して開発している。一方で、すべての卓球映像に汎用的に適用できる手法は開発できていない。そのため、映像の撮影方式に応じた自動分析手法の使い分けや、汎用的に適用できる手法の検討が今後の課題として挙げられる。



(a) LaboLive の試合映像（文献 [84] より引用）



(b) World Table Tennis (WTT) の試合映像（文献 [85] より引用）

図 5.6: 卓球映像における撮影方式

5.2.3.2 ダブルスの卓球競技映像分析

卓球競技では、選手が1対1で対決するシングルス以外に、2対2で対決するダブルスが行われる。ダブルスを撮影した垂直方向ラリーの卓球映像を図5.7に示す。ダブルスではシングルスと異なり、ペアが交互にボールを打つルールがある。また、ダブルスにおけるサービスは、対角線上のコートに打たなければならない。例えば、図5.7で左上の選手1がサービスを打って、右下の選手2がレシーブした場合、選手1、選手2、選手3、選手4の順番でボールを打つ。本論文で提案したラリー回数の計測手法は、卓球台上におけるボールの通過に着目しているため、ダブルスの試合映像に対しても適用できると考えられる。一方で、ボールに着目して打法・打球コースの分析を行う場合、ペアのいずれの選手が打った打球であるか特定する必要があり、先行研究で提案した打球コースの推定手法 [65] などシングルスを前提とした手法は適用できない。そのため今後の課題として、ダブルスの試合映像における各選手のプレーを分析できる手法の検討が挙げられる。

5.2.3.3 記録結果を用いたプレー予測手法の検討

3章で述べたプレー記録UIでは、記録されたプレーデータから統計的なプレー分析結果を提示している。プレー記録UIで提示されるプレー分析結果の例を図5.8に示す。プレー記録UIでは、プレー分析結果として選手の使用した打法と打球コースが提示されており、打法と打球コースの組み合わせにおける得点率を示している。図5.8左側では、下回転のサービスに対して、対戦相手がストップで返球してきた場合に、3球目をチキータ返球すると得点率は100%と提示されている。また、図5.8右側では、下回転のサービスに対して、対戦相手がストップで返球した場合、一度も得点できていない。プレー記録UIにおける分析は、打法・打球コースの頻度や得点率など統計的な分析に留まっており、つぎに選手が打つ打法・打球コースを確率的に予測するような行動予測には至れていない。相手選手のプレーを予測できれば、相手に対して効果的な打法や打球コースで返球でき、試合を有利に進められる。そのため、プレー記録UIで記録されたプレーデータから、選手のつぎの行動を予測するような行動予測モデルの検討が今後の課題として挙げられる。

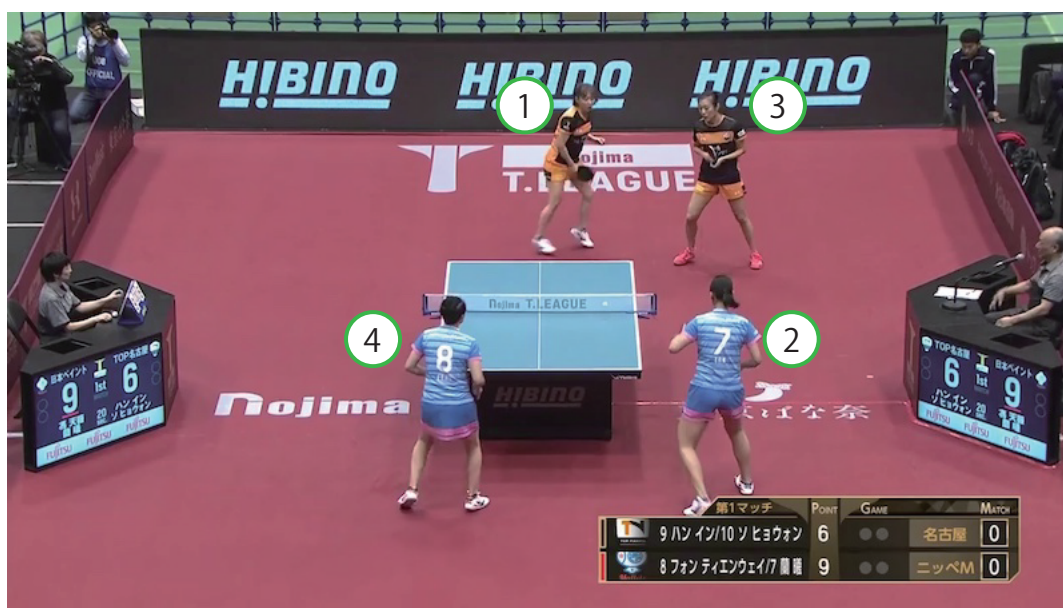


図 5.7: ダブルスの垂直方向ラリーの卓球映像 (文献 [55] の T リーグから提供された映像から引用)

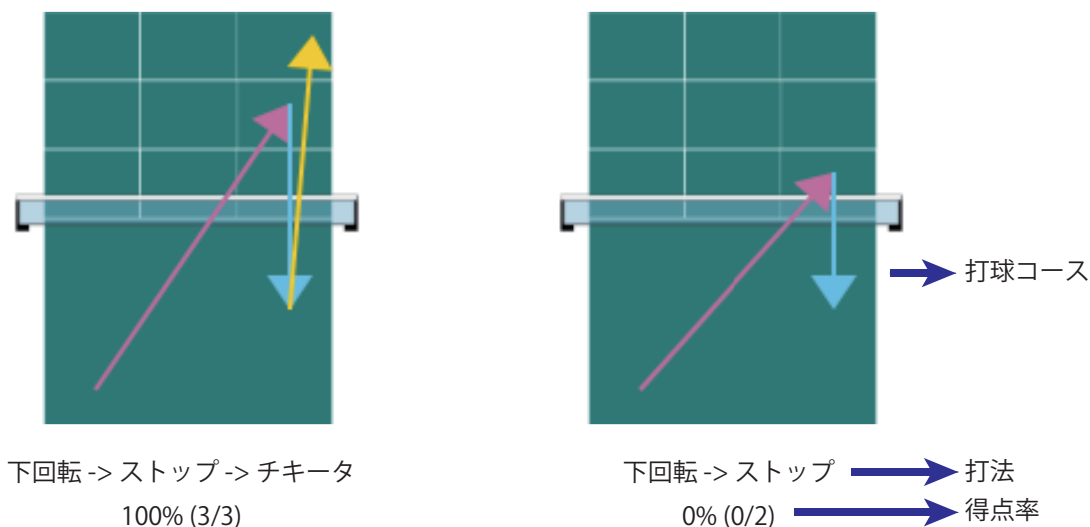


図 5.8: プレー記録 UI におけるプレー分析結果の提示例

5.2.3.4 ネット型スポーツを対象とした汎用的な分析手法の検討

本研究では、卓球競技の試合映像から自動的にラリー回数を計測する手法を提案した。本研究の手法は、卓球競技の試合映像を対象としているため、手法を適用できるスポーツが限定される。そのため、分析対象のスポーツを増やす第一段階として卓球と同様にネットを挟んでプレーされるテニス、バドミントン、バレーボールを対象とした汎用的なプレー分析手法の検討が今後の課題である。

5.3 本研究の展望

本研究では、垂直方向からの卓球放送映像という、オクルージョンやモーションブラーが頻発する困難な対象に対し、競技特有のルールや物理的特性に基づく制約条件を活用することで頑健な解析が可能であることを示した。さらに、画像処理による自動解析技術と人間の判断を支援するインタフェースを統合することで、解析精度と作業効率を両立させる半自動分析システムを提案した。

今後は、本手法を基盤として、5.2.1.3節で述べた機械学習技術との融合による精度向上と、より高次元な戦術解析の実現を目指す。具体的には、本論文で課題として挙げたボールの回転量計測や詳細な打法分類技術を開発し、これらを統合することで、現在人間が定性的に行っている戦術評価の自動化に挑む。また、本研究が示した「時系列的な攻防の構造化」と「制約条件に基づく推定」というアプローチは、テニスやバドミントン、バレーボールといった他のネット型スポーツ全般へも拡張可能であり、汎用的な映像解析プラットフォームの構築へと発展させる。

これらの技術的發展と並行して、システムの社会実装に向けた実用面での課題にも取り組む必要がある。具体的には、異なる競技レベル（プロ・アマチュア・学生）や撮影環境（放送用・一般用カメラ）への適応、指導者や選手が直感的に理解できる分析結果の可視化手法の開発が挙げられる。また、リアルタイム分析を実現するための計算資源の最適化や、プライバシー保護やデータの二次利用に関する倫理的配慮も、実用化において重要な課題である。

本研究が示したアプローチの他スポーツへの展開においても、具体的な応用が期待できる。例えば、テニスにおいては本研究と同様の制約条件（コート境界、ネット位置、サーブルール）を活用したボール軌跡の推定が可能であり、サーブの種類やショットの深さといった戦術的分析への拡張が考えられる。バ

ドミニオンでは、シャトルの軌跡が卓球のボールと類似した特徴を持つため、本研究のラリー回数計測手法が適用可能であると考えられる。

放送用映像というデータソースを活用する本研究のアプローチは、専用の計測機器を持たない一般の競技者や指導者に対し、高度かつ客観的な分析手段を開放するものである。これは「スポーツ分析の民主化」を推進し、トップアスリートの強化のみならず、スポーツ教育の質の向上や、観戦体験の多様化を通じたスポーツ産業全体のデジタルトランスフォーメーション（DX）を加速させる。

本研究が提唱した人間と計算機の共創による分析フレームワークが、スポーツ情報学における新たな標準となり、データに基づく科学的なコーチングや戦術立案が、新たなスポーツ文化として定着する未来の実現に寄与することを展望する。

謝辞

本論文は筆者が愛知工業大学大学院経営情報科学研究科の博士後期課程在学中に行った研究成果をまとめたものである。愛知工業大学大学院経営情報科学研究科の澤野弘明准教授には学部1年生の時から筆者の指導教官という立場で、日頃より多くのご指導ご鞭撻を賜りましたことを心から感謝いたします。また、本研究の副査として、多くの助言をいただきました、愛知工業大学大学院経営情報科学研究科の水野慎士教授と北坂孝幸教授に深く感謝いたします。さらに、研究の支援・協力をしてくださった名古屋工業大学の玉木徹教授、本学の卓球部の鬼頭明総監督、森本耕平男子監督、および研究のために試合動画の使用を許可してくださった株式会社 LaboLive、一般社団法人 Tリーグの皆様には感謝と尊敬の意を表します。愛知工業大学大学院修了生である小原健輔氏、同大学院在学学生である大場輝空氏には、研究に関する多くの助言とご協力をいただきました。また、本論文の実験にご協力いただいた愛知工業大学卓球部の森本耕平男子監督のご家族の皆様、愛知工業大学情報科学部の與語寛菜氏、一松大翔氏、内田拓己氏、愛知工業大学卓球同好会の皆様には深く感謝いたします。最後に、研究室内の打ち合わせにおいて研究に関する積極的な討論や有益な助言をいただいた、愛知工業大学澤野研究室所属の大学院1,2年生、学部3,4年生の皆様には深く感謝いたします。

参考文献

- [1] 高橋翔太: “知られざる卓球の歴史: 起源から現在まで: 卓球の進化と世界の舞台裏”, スポーツ競技文庫 (2024)
- [2] “愛知工業大学について”, <https://www.ait.ac.jp/about/history/> (confirmed in Jan. 2026)
- [3] 田崎俊雄: “パーフェクトレッスンブック 卓球 基本と戦術”, 実業之日本社 (2017)
- [4] 吉田和人, 山田耕司, 玉城将, 内藤久士, 加賀勝: “卓球のワールドクラスの試合におけるラリーの特徴”, コーチング学研究, Vol. 28, pp. 65–74 (2014)
- [5] S. Tamaki, K. Yoshida, and K. Koshi: “A Shot Number Based Approach to Performance Analysis in Table Tennis”, *J. of Human Kinetics*, Vol. 55, pp. 7–8 (2017)
- [6] 玉城将, 吉田和人: “卓球においてサービスがラリーに与える影響の定量化”, 名桜大学総合研究所, Vol. 27, pp. 27–33 (2018–3)
- [7] 株式会社スポーツセンシング: “B4900 卓球 詳細タギング分析シート”, https://www.sports-sensing.com/brands/winss/kamispo/kamispo_b4900.html (confirmed in Jan. 2026)
- [8] M. Fuchs, R. Liu, I. M. Lanzoni, G. Munivrana, G. Straub, S. Tamaki, K. Yoshida, H. Zhang, and M. Lames: “Table tennis match analysis: a review”, *J. of Sports Sciences*, Vol. 36, pp. 2653–2662 (2018)
- [9] 玉城将, 斎藤英雄, 吉田和人, 山田耕司, 尾崎宏樹: “卓球のパフォーマンス分析とビジョン技術”, ViEW ビジョン技術の実利用ワークショップ講演論文集, pp. OS3–O4 (2012)
- [10] 河合悠貴, 小木曾寛太, 澤野弘明, 鬼頭明: “複数の卓球試合からの選手特徴分析手法の提案”, 平成 30 年度電気・電子・情報関係学会東海連大, No. Po1–24, 1 page (2018)
- [11] 筒井隆文, 岡崎泰久: “スマートフォン向け卓球ゲームリアルタイム記録・分析アプリの開発”, 教育システム情報学会研究報告, Vol. 32, No. 6, pp. 107–110 (2018-3)
- [12] 筒井隆文, 田中久治, 岡崎泰久: “HTML5 を用いた卓球ゲームリアルタイム記録・分析アプリの開発”, 教育システム情報科学会 2016 年度学生研究発表会, pp. 231–232 (2017)
- [13] J. Lan, J. Wang, X. Shu, Z. Zhou, H. Zhang, and Y. Wu: “RallyComparator: Visual Comparison of the Multivariate and Spatial Stroke Sequence in Table Tennis Rally”, *J. of Visualization*, Vol. 25, No. 1, pp. 143–158 (2022)
- [14] F. Pradas, P. Floría, L. Carrasco, and A. Beamonte: “Design and Development of an Observational Tool for Evaluating Table Tennis Singles Matches”, *Int'l J. of Table Tennis Sciences*, No. 6, pp. 182–185 (2010)

- [15] Y. Wu, J. Lan, X. Shu, C. Ji, K. Zhao, J. Wang, and H. Zhang: “iTTVis: Interactive Visualization of Table Tennis Data”, *IEEE Trans. on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 24, No. 1, pp. 709–718 (2018)
- [16] A. Adrià, H. Gloria, B. Coloma, and M. Adrián: “Head, Shoulders, Hip and Ball... Hip and Ball! Using Pose Data to Leverage Football Player Orientation”, *Barça Sports Analytics Summit*, 9 pages (2019)
- [17] “Semi-automated Offside Technology”, <https://inside.fifa.com/innovation/world-cup-2022/semi-automated-offside-technology> (confirmed in Jan. 2026)
- [18] M. Manafifard, H. Ebadi, and H. A. Moghaddam: “A Survey on Player Tracking in Soccer Matches”, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 159, pp. 19–46 (2017)
- [19] 篠田拓樹, 青野雅樹: “LSTM block を用いたサッカー動画における動作分類”, *DEIM2022*, No. C23–2, 6 pages (2022)
- [20] “Hawk-Eye Innovations”, <https://www.hawkeyeinnovations.com/> (confirmed in Jan. 2026)
- [21] B. Jerrin, B. Baves, C. Yuhao, C. A. David, and Z. S. John: “PitcherNet: Powering the Moneyball Evolution in Baseball Video Analytics”, *IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 3420–3429 (2024)
- [22] Y. Yamaguchi and M. Miura: “Real-time Analysis of Baseball Pitching Using Image Processing on Smartphone”, *Procedia Computer Science*, Vol. 96, pp. 1059–1066 (2016)
- [23] D. Cervone, L. Bornn, and K. Goldsberry: “POINTWISE: Predicting Points and Valuing Decisions in Real Time with NBA Optical Tracking Data”, *Proc. of the 8th MIT Sloan Sports Analytics Conf.*, pp. 1–9 (2014)
- [24] G. Miao, G. Zhu, S. Jiang, Q. Huang, C. Xu, and W. Gao: “A Real-Time Score Detection and Recognition Approach for Broadcast Basketball Video”, *Proc. IEEE Int'l Conf. on Multimedia and Expo*, pp. 1691–1694 (2007)
- [25] T. Masuda, F. Mori, and H. Sawano: “Estimation of Court Boundary and Showing of Player Trajectory using a Broadcast Handball Game Video”, *IIAI Letters on Informatics and Interdisciplinary Research*, Vol. 4, 9 pages (2023-09)
- [26] T. Itazuri, T. Fukusato, S. Yamaguchi, and S. Morishima: “Court-Based Volleyball Video Summarization Focusing on Rally Scene”, *2017 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, CVPR Workshops*, pp. 179–186 (2017)
- [27] F. Yoshikawa, T. Kobayashi, K. Watanabe, and N. Otsu: “Automated Service Scene Detection for Badminton Game Analysis Using CHLAC and MRA”, *World Academy of Science, Engineering and Technology, Int'l J. of Computer, Electrical, Automation, Control and Information Engineering*, Vol. 4, pp. 331–334 (2010)
- [28] “SHUTTLYZER”, <https://shuttlyzer.com/> (confirmed in Jan. 2026)
- [29] Y. Huang, I. Liao, C. Chen, T. Ik, and P. Wen-Chih: “TrackNet: A Deep Learning Network for Tracking High-speed and Tiny Objects in Sports Applications”, *The 16th IEEE Int'l Conf. on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS)*, pp. 1–8 (2019)

- [30] F. Yan, J. Kittler, D. Windridge, W. Christmas, K. Mikolajczyk, S. Cox, and Q. Huang: “Automatic Annotation of Tennis Games: An Integration of Audio, Vision, and Learning”, *Image and Vision Computing*, Vol. 32, No. 11, pp. 896–903 (2014)
- [31] S. Gourgari, G. Goudelis, K. Karpouzis, and S. Kollias: “THETIS: Three Dimensional Tennis Shots - A Human Action Dataset”, *Proc. of the 3rd Int’l Workshop on Sign, Gesture, and Activity*, pp. 37–42 (2013)
- [32] W. Xie, K. C. Teh, and Z. F. Qin: “Speed and Spin of 40mm Table Tennis Ball and the Effects on Elite Players”, *Int’l Symposium on Biomechanics in Sports*, pp. 623–626 (2002)
- [33] K. M. Kulkarni and S. Shenoy: “Table Tennis Stroke Recognition Using Two-Dimensional Human Pose Estimation”, *2021 IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 4571–4579 (2021)
- [34] P. Martin, J. Benois-Pineau, R. Peteri, and J. Morlier: “3D Attention Mechanism for Fine-grained Classification of Table Tennis Strokes Using a Twin Spatio-Temporal Convolutional Neural Networks”, *The 25th Int’l Conf. on Pattern Recognition (ICPR)*, pp. 6019–6026 (2021)
- [35] P. Martin, J. Benois-Pineau, B. Mansencal, R. Peteri, L. Mascarilla, J. Calandre, and J. Morlier: “Sports Video Classification: Classification of Strokes in Table Tennis for MediaEval 2020”, *MediaEval 2020 Workshop*, 3 pages (2021)
- [36] A. Kadir, D. Mehmet, O. Johannes, M. Marilin, and A. Gholamreza: “Spatio-Temporal Based Table Tennis Hit Assessment Using LSTM Algorithm”, *MediaEval 2020 Workshop*, 3 pages (2020)
- [37] H. Zhao and F. Hao: “Target Tracking Algorithm for Table Tennis Using Machine Vision”, *J. of Healthcare Engineering*, pp. 1–7 (2021)
- [38] J. Yun-Feng, Z. Jian-Wei, S. Zhi-hao, L. Mei-Han, and R. Jie: “Research on Real - time Tracking of Table Tennis Ball Based on Machine Learning with Low-speed Camera”, *Systems Science & Control Engineering*, Vol. 6, pp. 71–79 (2018)
- [39] E. Wu and H. Koike: “FuturePong: Real-Time Table Tennis Trajectory Forecasting Using Pose Prediction Network”, *Association for Computing Machinery*, pp. 1–8 (2020)
- [40] J. Calandre, R. Péteri, L. Mascarilla, and B. Tremblais: “Extraction and Analysis of 3D Kinematic Parameters of Table Tennis Ball from a Single Camera”, *The 25th Int’l Conf. on Pattern Recognition (ICPR2020)*, pp. 9468–9475 (2021)
- [41] 竹内義則, 吉田和人: “体育館天井に設置された一台のカメラによる卓球のゲーム分析”, *スポーツ産業学研究*, Vol. 27, No. 3, pp. 265–275 (2018)
- [42] Q. Liu and H. Ding: “Application of Table Tennis Ball Trajectory and Rotation-Oriented Prediction Algorithm Using Artificial Intelligence”, *Frontiers in Neurorobotics*, Vol. 16, 19 pages (2022)
- [43] Z. Deng, Y. Hou, X. Cheng, and T. Ikenaga: “Multi-Peak Estimation for Real-Time 3D Ping-Pong Ball Tracking with Double-Queue Based GPU Acceleration”, *IEICE Trans. on Information and Systems*, Vol. E101, No. 5, pp. 1251–1259 (2018)

- [44] H. Myint, P. Wong, L. Dooley, and A. Hopgood: “Tracking a Table Tennis Ball for Umpiring Purposes Using a Multi-agent System”, *The 20th Int’l Conf. on Image Processing, Computer Vision, & Pattern Recognition (IPCV2016)*, pp. 25–28 (2016)
- [45] H. Myint, P. Wong, L. Dooley, and A. Hopgood: “Tracking a Table Tennis Ball for Umpiring Purposes”, *The 14th IAPR Int’l Conf. on Machine Vision Applications (MVA)*, Vol. 1, pp. 170–173 (2015)
- [46] S. Tamaki and H. Saito: “Reconstruction of 3D Trajectories for Performance Analysis in Table Tennis”, *2013 IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 1019–1026 (2013)
- [47] W. Li: “Tactical Analysis of Table Tennis Video Skills Based on Image Fuzzy Edge Recognition Algorithm”, *IEEE Access*, Vol. 12, pp. 40 425–40 438 (2024-01)
- [48] L. Draschkowitz, C. Draschkowitz, and H. Hlavacs: “Using Video Analysis and Machine Learning for Predicting Shot Success in Table Tennis”, *EAI Endorsed Trans. on Creative Technologies*, Vol. 2, No. 5, pp. 1–8 (2015)
- [49] C. Subhajit, K. Daiki, V. Phongtharin, M. Asim, O. Hiroki, T. Ryuki, I. Koji, I. Yuki, M. Minoru, and K. Shuji: “Unsupervised Temporal Feature Aggregation for Event Detection in Unstructured Sports Videos”, *Proc. of 2019 IEEE Int’l Symposium on Multimedia, ISM 2019*, pp. 9–16 (2019)
- [50] C. Liu, Q. Huang, S. Jiang, L. Xing, Q. Ye, and W. Gao: “A Framework for Flexible Summarization of Racquet Sports Video Using Multiple Modalities”, *Computer Vision and Image Understanding*, Vol. 113, No. 3, pp. 415–424 (2009)
- [51] S. Kawamura, T. Fukusato, T. Hirai, and S. Morishima: “RSViewer: An Efficient Video Viewer for Racquet Sports Focusing on Rally Scenes”, *Int’l Conf. on Information Visualization Theory and Applications*, pp. 245–254 (2016)
- [52] L. Shen, Q. Liu, L. Li, and H. Yue: “3D Reconstruction of Ball Trajectory from a Single Camera in the Ball Game”, *Proc. of the 10th Int’l Symposium on Computer Science in Sports (ISCSS)*, pp. 33–39 (2016)
- [53] R. Voeikov, N. Falaleev, and R. Baikulov: “TTNet: Real-time Temporal and Spatial Video Analysis of Table Tennis”, *2020 IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 3866–3874 (2020)
- [54] Y. Fujihara, T. Shimada, J. Kong, A. Tanaka, H. Nishikawa, and H. Tomiyama: “Stroke Classification in Table Tennis as a Multi-Label Classification Task with Two Labels Per Stroke”, *Sensors*, Vol. 25, No. 3, p.834 (2025)
- [55] “T.LEAGUE”, <https://tleague.jp/movie/> (confirmed in Jan. 2026)
- [56] “T リーグについて”, <https://tleague.jp/about/> (confirmed in Jan. 2026)
- [57] 大場輝空, 小原健輔, 加藤祥真, 澤野弘明: “放送用卓球映像における得点変化時刻を用いたラリーシーン検出”, *電学論 C (電子・情報・システム部門誌)*, Vol. 145, No. 12, pp. 1054–1060 (2025)
- [58] 小原健輔, 大場輝空, 加藤祥真, 澤野弘明: “卓球競技における台上技術タイプ識別手法の提案”, *電学論 C (電子・情報・システム部門誌)*, Vol. 145, No. 12, pp. 1038–1046 (2025)

- [59] “OpenTTGames Dataset”, <https://lab.osai.ai/> (confirmed in Jan. 2026)
- [60] J. Wang, D. Deng, X. Xie, X. Shu, Y. Huang, L. Cai, H. Zhang, M. Zhang, Z. Zhou, and Y. Wu: “Tac-Valuer: Knowledge-based Stroke Evaluation in Table Tennis”, *Proc. of the 27th ACM SIGKDD Conf. on Knowledge Discovery & Data Mining*, pp. 3688–3696 (2021)
- [61] J. Bian, Q. Wang, H. Xiong, J. Huang, C. Liu, X. Li, J. Cheng, J. Zhao, F. Lu, and D. Dou: “P2A: A Dataset and Benchmark for Dense Action Detection from Table Tennis Match Broadcasting Videos”, *arXiv*, 3 pages (2022)
- [62] 林勲, 馮楊蘊, 入江穂乃香: “深層学習を用いて卓球放送映像から獲得するボール軌道と戦術知表現”, 横幹連合コンファレンス予稿集, 6 pages (2021)
- [63] ultralytics: “YOLOv8”, <https://docs.ultralytics.com/ja/models/yolov8/> (confirmed in Jan. 2026) (2025)
- [64] N. Wojke, A. Bewley, and D. Paulus: “Simple Online and Realtime Tracking with a Deep Association Metric”, pp. 3645–3649 (2017)
- [65] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “卓球競技映像中の選手の死角における打球コース推定手法の提案”, 映像メディア学会冬季大会, No. 21A05, 2 pages (2022)
- [66] S. Kato, R. Onishi, H. Sawano, and A. Kito: “A Study of a Rally Scene Estimation Method in a Table Tennis Video”, *Int'l Workshop on Advanced Image Technology 2021 (IWAIT2021)*, pp. M11 766M–4 (2021)
- [67] C. Liu, Q. Huang, S. Jiang, L. Xing, Q. Ye, and W. Gao: “Efficient Temporal Segmentation for Sports Programs with Special Cases”, *Advances in Multimedia Information Proc. - PCM 2010*, Vol. 6297, pp. 381–391 (2010)
- [68] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “放送用卓球映像におけるラリー回数の自動推定”, 第20回情報学ワークショップ, No. L4–1, 4 pages (2022)
- [69] C. Zhe, S. Tomas, W. Shih-En, and S. Yaser: “Realtime Multi-Person 2D Pose Estimation Using Part Affinity Fields”, *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*, pp. 7291–7299 (2017)
- [70] 加藤祥真, 大西諒太, 澤野弘明, 鬼頭明: “卓球映像における得点推移の推定手法の提案”, 映像表現・芸術科学フォーラム, Vol. 44, No. 10, pp. 79–82 (2020)
- [71] Q. Yang, M.-Z. Li, Z. Zhou, and H. Zhang: “Exploring the Structure of the Shot Effectiveness Model for Elite Table Tennis Players”, *BMC Sports Science, Medicine and Rehabilitation*, 10 pages, Vol. 15 (2023-10)
- [72] J. R. Landis and G. G. Koch: “The Measurement of Observer Agreement for Categorical Data”, *Biometrics*, Vol. 33, No. 1, pp. 159–174 (1977)
- [73] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. Kaiser, and I. Polosukhin: “Attention Is All You Need”, *Proc. of the 31st Int'l Conf. on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)*, pp. 6000–6010 (2017)

- [74] S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun: “Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks”, *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 39, No. 6, pp. 1137–1149 (2017)
- [75] S. Hershey, S. Chaudhuri, D. P. W. Ellis, J. F. Gemmeke, A. Jansen, R. C. Moore, M. Plakal, D. Platt, R. A. Saurous, B. Seybold, M. Slaney, R. J. Weiss, and K. Wilson: “CNN Architectures for Large-Scale Audio Classification”, *Proc. of IEEE Int’l Conf. on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, pp. 131–135 (2017)
- [76] Q. Kong, Y. Cao, T. Iqbal, Y. Wang, W. Wang, and M. D. Plumbley: “PANNs: Large-Scale Pretrained Audio Neural Networks for Audio Pattern Recognition”, *IEEE/ACM Trans. on Audio, Speech, and Language Processing*, Vol. 28, pp. 2880–2894 (2020)
- [77] A. Baevski, Y. Zhou, A. Mohamed, and M. Auli: “wav2vec 2.0: A Framework for Self-Supervised Learning of Speech Representations”, *Proc. of the 34th Int’l Conf. on Neural Information Processing Systems (NeurIPS 2020)*, pp. 12 449–12 460 (2020)
- [78] 吉田和人, 山田 耕司, 玉城 将, 内藤 久士, 加賀 勝: “卓球におけるワールドクラス選手のサービスの回転数”, *体育学研究*, Vol. 59, pp. 227–236 (2014)
- [79] 玉城将, 齋藤英雄, 吉田和人: “ボールマークと軌跡に基づく卓球ボールの3次元回転計測”, *信学論*, Vol. J98–D, No. 4, pp. 639–650 (2015–4)
- [80] T. Gossard, J. Krismer, A. Ziegler, J. Tebbe, and A. Zell: “Table tennis ball spin estimation with an event camera”, *2024 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 3347–3356 (2024)
- [81] D. Kienzle, R. Schön, R. Lienhart, and S. Satoh: “Towards ball spin and trajectory analysis in table tennis broadcast videos via physically grounded synthetic-to-real transfer”, *2025 IEEE/CVF Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops (CVPRW)*, pp. 5841–5850 (2025)
- [82] 大場輝空, 小原健輔, 加藤祥真, 澤野弘明: “放送用卓球映像における得点板領域推定及び得点認識”, *映像情報メディア学会 2024 年冬季大会*, No. 23B–3, 2 pages (2024)
- [83] 大場輝空, 加藤祥真, 澤野弘明: “卓球競技映像におけるスイングフレーム特定手法の検討”, *2025 年度第 53 回画像電子学会年次大会特別講演会*, No. S4–2, 2 pages (2025)
- [84] “Labo Live”, <https://labolive.com/> (confirmed in Jan. 2026)
- [85] “World Table Tennis”, <https://www.youtube.com/watch?v=c-T30NAhJE0> (confirmed in Jan. 2026)

研究業績

原著論文

- [1] 加藤祥真, 玉木徹, 鬼頭明, 澤野弘明: “卓球競技映像の特徴に基づく画像処理と音声処理を統合したラリー回数計測手法”, 電学論 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 145, No. 12 (2025)
- [2] 加藤祥真, 鬼頭明, 澤野弘明: “卓球競技映像のラリーシーンおよびスイング検出に基づくプレー記録 UI の提案”, 電学論 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 145, No. 12 (2025)
- [3] 大場輝空, 小原健輔, 加藤祥真, 澤野弘明: “放送用卓球映像における得点変化時刻を用いたラリーシーン検出”, 電学論 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 145, No. 12 (2025)
- [4] 小原健輔, 大場輝空, 加藤祥真, 澤野弘明: “卓球競技における台上技術タイプ識別手法の提案”, 電学論 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 145, No. 12 (2025)
- [5] 加藤祥真, 澤野弘明, 鬼頭明: “卓球競技映像におけるラリー開始時点と得点推移の推定”, 電学論 C (電子・情報・システム部門誌), Vol. 142, No. 2, pp. 170–176 (2022)

国際会議論文

- [6] S. Kato, A. Kito, T. Tamaki, and H. Sawano: “Estimating the Number of Table Tennis Rallies in a Match Video”, *Int'l Workshop on Advanced Image Technology 2022 (IWAIT2022)*, No. 12177M, pp. 87–90 (2022)
- [7] S. Kato, R. Onishi, H. Sawano, A. Kito: “A Study of a Rally Scene Estimation Method in a Table Tennis Video”, *Int'l Workshop on Advanced Image Technology 2021 (IWAIT2021)*, No. 117661M, 4 pages (2021)

その他の業績

- [8] 大場輝空, 加藤祥真, 澤野弘明: “水平方向卓球競技映像におけるラリー区間検出手法の提案”, 令和七年度電気・電子情報関係学会東海連大, No. D3-1, 1 page (2025)
- [9] 大場輝空, 加藤祥真, 澤野弘明: “卓球競技映像におけるスイングフレーム特定手法の検討”, 2025 年度第 53 回画像電子学会年次大会特別講演会, No. S4-2, 2 pages (2025)
- [10] 小原健輔, 加藤祥真, 澤野弘明: “水平方向の卓球映像における台上技術分類手法の検討”, 第 86 回情処全大, Vol. 2024, No. 1, pp. 497–496 (2024)
- [11] 小原健輔, 加藤祥真, 澤野弘明: “卓球競技におけるボール追跡を用いた打球コース自動判定手法の提案”, 第 86 回情処全大, 令和六年度電気・電子情報関係学会東海連大, No. E1-5, 1 page (2024)

- [12] 大場輝空, 小原健輔, 加藤祥真, 澤野弘明: “放送用卓球試合映像におけるラリーシーン検出手法の提案”, 令和六年度電気・電子情報関係学会東海連大, No. H1-4, 1 page (2024)
- [13] 大場輝空, 小原健輔, 加藤祥真, 澤野弘明: “放送用卓球映像における得点板領域推定及び得点認識”, 映像情報メディア学会 2024 年冬季大会, No. 23B-3, 2 page (2024)
- [14] 加藤祥真, 鬼頭明, 澤野弘明: “卓球競技映像のスイングシーン検出に基づくプレー記録 UI の提案”, 令和六年度電気・電子情報関係学会東海連大, No. H1-5, 1 page (2024)
- [15] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “垂直方向ラリーの卓球映像における打球推定手法の提案”, 第 84 回情処全大, pp. 2-601-2-602 (2022)
- [16] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “卓球競技映像におけるスイング動作区間推定手法の提案”, 令和四年度電気・電子情報関係学会東海連大, No. K1-1, 1 page (2022)
- [17] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “放送用卓球映像におけるラリー回数の自動推定”, 第 20 回情報学ワークショップ, No. L4-1, 4 pages (2022-12)
- [18] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “垂直方向ラリーの卓球映像におけるラリー回数計測手法の提案”, 映像情報メディア学会スポーツ情報処理研究会 (SIP) , Vol. 46, No. 39, pp. 31-34 (2022-12)
- [19] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “卓球競技映像中の選手の死角における打球コース推定手法の提案”, 映像メディア学会冬季大会, No. 21A05, 2 pages (2022)
- [20] 加藤祥真, 澤野弘明: “卓球分析支援のためのサービス開始時点と得点推移の推定”, 画像ラボ, Vol. 33, No. 7, pp. 29-35 (2022-7)
- [21] 加藤祥真, 鬼頭明, 玉木徹, 澤野弘明: “卓球競技映像におけるラリー回数の推定”, 令和三年度電気・電子情報関係学会東海連大, No. E6-2, 1 page (2021)