

テニスにおけるモーションキャプチャからの  
パターン発見

筑波大学

図書館情報メディア研究科

2019年3月

宮原 捺希

# 目次

第1章 序論 .....	1
1.1 研究背景 .....	1
1.2 研究目的 .....	2
1.3 本論文の構成 .....	2
第2章 本研究の動機と意義 .....	3
2.1 スポーツと機械学習 .....	3
2.1.1 卓球における打球の特徴抽出に関する研究 .....	3
2.1.2 スポーツの勝敗予測に関する研究 .....	3
2.2 ボールのバウンド位置分析 .....	4
2.2.1 HAWK-EYE によるサーブのバウンド分析 .....	4
2.2.2 $k$ -MEANS クラスタリングを用いた分析 .....	4
第3章 隠れマルコフモデルとラリー系列データ .....	6
3.1 隠れマルコフモデル (HIDDEN MARKOV MODEL) .....	6
3.1.1 隠れマルコフモデルの概要 .....	6
3.2 ラリーのバウンド位置系列データ .....	7
3.2.1 SMART COURT .....	7
3.2.2 隠れマルコフモデルへのデータ適用 .....	8
3.3 隠れマルコフモデルから得られる知見 .....	8
第4章 隠れマルコフモデルの実装 .....	10
4.1 実験データの概要 .....	10
4.2 コートエリア分割にもとづく状態数の指定 .....	11
4.3 開発環境 .....	11

<b>第 5 章 HMM と GMM の学習結果</b>	<b>12</b>
5.1 各状態の分散	12
5.1.1 選手 A の得点時における出力結果	12
5.1.2 選手 A の失点時における出力結果	13
5.1.3 状態の分散による選手 A のプレーの特徴の考察	13
5.2 状態遷移確率	14
5.2.1 選手 A の得点時の状態遷移確率	14
5.2.2 選手 A の失点時の状態遷移確率	15
5.2.3 状態遷移確率による選手 A のプレーの特徴の考察	15
5.3 選手 A の得失点要因と強化・克服事項の提案	16
<b>第 6 章 得失点パターンのシミュレーション</b>	<b>21</b>
6.1 シミュレーションツールの概要	21
6.2 分析結果とシミュレーションツールに関するインタビュー調査	22
6.2.1 インタビュー調査の目的	22
6.2.2 インタビュー調査の概要	22
6.2.3 選手 A のインタビュー調査	25
6.2.4 選手 B のインタビュー調査	28
6.2.5 インタビュー調査の考察	33
6.3 調査結果から得られる今後の課題	34
<b>第 7 章 結論</b>	<b>36</b>
<b>謝辞</b>	<b>37</b>
<b>参考文献</b>	<b>38</b>

## 図表目次

図 1. SMART COURT システム設置図 .....	7	
図 2. SMART COURT アプリケーション画面.....	7	
図 3. 観測系列データの一例	図 4. HMM の一例 .....	8
図 5. サーブを含むバウンド位置のデータ（赤枠がサービスエリア） .....	10	
図 6. 2 種類のテニスコートの分割 (1) 2 方向（フォア・バック）の打ち分けに対応する分割 (2) 3 方向（フォア・センター・バック)の打ち分けに対応する分割.....	11	
図 7. 得点時における HMM の各状態の重心.....	17	
図 8. 得点時における GMM の学習結果 .....	17	
図 9. 失点時における HMM の各状態の重心.....	18	
図 10. 失点時における GMM の学習結果 .....	18	
図 11. 得点時における HMM の状態遷移確率.....	19	
図 12. 失点時における HMM の状態遷移確率 .....	20	
図 13. ラリーのシミュレーションツール（初期状態） .....	22	
図 14. ラリーの 3D アニメーション（選手 A 失点時） .....	24	
図 15. ラリー打球の軌道の絵画（選手 A 失点時） .....	24	
図 16. バウンド位置のプロット（選手 A 失点時） .....	24	
表 1. 得点時における, 選手 A の打球についての状態遷移確率 <i>A<sub>ij</sub></i> (%) .....	19	
表 2. 得点時における, 選手 B の打球についての状態遷移確率 <i>A<sub>ij</sub></i> (%).....	19	
表 3. 失点時における, 選手 A の打球についての状態遷移確率 <i>A<sub>ij</sub></i> (%) .....	20	
表 4. 失点時における, 選手 B の打球についての状態遷移確率 <i>A<sub>ij</sub></i> (%).....	20	

# 第1章 序論

## 1.1 研究背景

近年、スポーツにおいてデータ分析が普及しており、データを利用したコーチングや、フィジカル面や技術面にとどまらない戦略企画を行うことができるようになってきている。例えば、バレーボールの試合では、監督がタブレットを手に試合を分析したものをもとにアドバイスをしている姿がよく見受けられる[1]。データ分析が普及する以前のコーチングは口頭のみによるものが主流だったため、指導者の偏見や、選手と指導者間の価値観の違いにより、選手が疑問や反論を生むことも多かったと考えられる。しかしながら、客観的なデータに基づいてコーチングができるならば、双方にとって納得した上で、より効率的なコーチングが可能になるものと考えられる[2]。

種々のスポーツがあるなかで、本研究ではテニスを対象に研究を行うこととする。既存のテニスの分析システムとして、Hawk-Eye[3]や PlaySight[4]などが挙げられる。それらのシステムは、ボールのバウンド位置の検出や、ショットの種類（サーブ、フォアハンド、バックハンド etc.）の識別およびラベリングを行うものであり、従来のテニスの分析において手作業で行われてきたものを自動化させ、効率化させる。現時点ではそれらのデータは容易に得られるものではないが、我々が日常で利用しているスマートフォンなどのカメラでスポーツの動作のラベリングを自動的に行う研究[5][6]もされており、将来スポーツのデータが身近に感じられるようになることが期待できる。そのようなときに得られたデータをどのように活用するかが今後の課題となってくる。本研究では、テニスのデータの利用方法を考え、テニスのモーションキャプチャシステム Smart Court (PlaySight Interactive Ltd.) のバウンド位置データに機械学習を適用し、選手のプレーのパターン抽出を行う。

## 1.2 研究目的

本研究の目的は、テニスにおけるラリーのボールのバウンドの系列データに、機械学習を適用することで、選手の得点傾向にあるパターンと失点傾向にあるパターンを提示することである。本研究では、時系列データの統計モデリングを行う隠れマルコフモデルを適用し、打球のバウンドの集まりの特性や、打球の遷移の特徴を調査し、得点・失点間のラリーの特徴比較を行う。本研究の貢献としては、得点傾向にあるパターンと失点傾向にあるパターンを提示することで、選手が自身の強みと弱みを把握でき、競技力向上や苦手克服に繋げられることが期待される。また、複数の打球によって構成されるラリーを対象とした分析をすることで、一つの打球だけではなく、打球の組み立てに関する戦術企画への貢献が期待される。

## 1.3 本論文の構成

第2章では、テニスのデータ分析の現状と関連研究について例を挙げながら、本研究の動機と意義について述べる。第3章では提案手法である隠れマルコフモデルと、本研究で扱うデータについて述べる。第4章では、HMM 適用にあたる状態数指定の方針と、実装環境について述べる。第5章では、学習された HMM から選手のプレーのパターンを抽出し、選手のプレーについての強化点や改善点を提案する。第6章では、第5章で得られたプレーのパターンを、シミュレーションツールを用いて被験者に提示し、インタビュー調査を通して分析結果とシミュレーションツールの評価を行う。最後に第7章で結論を述べる。

## 第2章 本研究の動機と意義

本章では、テニスをはじめとするスポーツのデータ分析の現状と、関連研究について述べながら、本研究の動機と意義について述べる。

### 2.1 スポーツと機械学習

#### 2.1.1 卓球における打球の特徴抽出に関する研究

テニスや卓球のようなラケットスポーツにおける試合のデータには、打球の速度、回転、落下地点といった様々な属性があることに加え、一試合の中で膨大な打球数が観測されるため、試合の分析を行うには膨大なデータ量进行处理しなければならない。機械学習はテニスなどのスポーツの試合から得られる複雑かつ膨大なデータを処理し、その試合の特徴抽出をする分析手法として大いに期待されている[7]。スポーツの中で、本研究で対象としているテニスと機械学習に関して応用できる研究の例として、Draschkowitz ら[6]の研究が挙げられる。Draschkowitz らは、卓球における試合の打球の速度やラリー数などの情報を、ビデオの画像認識によって抽出したのち、点が決まる前までの打球に関して、主に Decision tree による手法を利用して得点・失点における状況の特徴抽出をしている。Decision tree は、分類器が学習した得失点間の特徴の違いを把握するのに適した手法であることがわかるが、特徴が過度に詳細化されてしまうこともあり、Decision tree が直観的に理解し難いという問題が考えられる。そのため、選手が分析結果を自身のプレーに紐づけることができず、その後のスキル向上や戦術企画に直結し難くなることも考えられる。よって、選手にとって直観的に理解できるデータ提示はとても重要であり、本研究では分析手法から結果の提示方法について考えることとした。

#### 2.1.2 スポーツの勝敗予測に関する研究

機械学習の手法を用いて、過去の試合の対戦結果や会場の環境、選手やチームの世界ランキング等の情報を訓練データとし、未来の対戦の勝敗予測を行う研究が行われている。中でも Sipko[8]は、テニスにおける過去の ATP ワールドツアー[9]の試合対戦結果や試合中の得点率、テニスコートの種類等のデータから、機械学習の手法であるロジスティック回帰やニューラルネットワークを用いて勝敗予測をしている。本研究では、選手の試合に

おける意思決定や、戦術企画に貢献するため、プレーに直接関わるデータを取り扱う。そのため、試合の結果的な勝敗よりもさらに詳細化した、試合中の1つのポイントにおけるプレーの特徴を、得失点で分類することを目指す。

## 2.2 ボールのバウンド位置分析

### 2.2.1 Hawk-eye によるサーブのバウンド分析

本研究で着目する試合のボールのバウンド位置を対象とした分析手法として、Hawk-eye による分析が挙げられる[10]。Hawk-eye の分析手法は、ポイントの一発目に打たれるサーブのバウンド位置が、分割されたエリアに落下した頻度を、パーセンテージで提示されたものとなっている。近頃、このように主にサーブなどの単独の打球に対する分析はよく目にするが、前後の打球の関連性を見出す分析や打球の遷移に関する分析は見られない。サーブはポイントの主導権を握る上で重要な打球であるが、ポイントが決まるまでの打球の組み立ては、ポイントの勝敗を分ける極めて重要なファクターであり、それに関する戦術は選手が試合中に下す意思決定の手がかりとなる。よって本研究では、単発的なデータではなく、複数の打球によって構成されるラリーにおけるバウンド位置の分析を行い、打球の遷移の特徴抽出を行う。

### 2.2.2 $k$ -means クラスタリングを用いた分析

テニスのボールのバウンド位置をデータ対象とし、かつ機械学習を適用している研究として宮原[11]の分析が挙げられる。宮原の分析では、試合のポイントにおける1球目であるサーブと、そのあとの2球目、3球目の2次元バウンド位置座標をサンプルとし、それにより生成された6次元ベクトルに $k$ -means クラスタリングを適用し、パターン分類を行っている。 $k$ -means クラスタリングは、類似したパターンを抽出するための一般的な手法であるが、パターンを抽出した上で、そのパターンが出現した頻度は把握することができない。また、この分析手法では、バウンド位置を3つとして指定しているが、ラリーの分析をするにあたって、バウンド数を指定しなければならない点、またバウンド位置が多くなるほど各クラスターのサンプルにばらつきが出てしまい、パターン発見がしにくくなるという点で、ラリーの分析手法として課題が残っている。本研究では、可変長のラリーのバウンド位置



のデータを扱うこと，そしてパターンの頻度を確率として把握することを目的とし，テニスのラリーの分析手法を提案する．

## 第3章 隠れマルコフモデルとラリー系列データ

本研究では、テニスのラリー系列のデータの分析手法を開発するために、機械学習の手法のなかでも時系列データの統計モデリングにおいて主流である隠れマルコフモデル（以下 HMM）を適用することとした。本章では、HMM の概要と HMM の対象となるデータについて述べる。

### 3.1 HMM

#### 3.1.1 HMM の概要

HMM は時系列の統計モデリングを行う手法である。HMM は主に音声言語認識システムや、分子生物学、その他人工知能やパターン認識など幅広い分野で時系列データを処理する手法として活用されている[12]。この手法によって学習されるモデルは、時系列の観測データと、観測データ系列の確率分布によって予測される状態（混合分布）が状態遷移確率をもって接続されたものとして定義される[13]。観測データ系列 $(o_1, o_2, \dots, o_T)$ によって予測された状態（状態数は $n$ ）と、状態の確率分布は、初期状態確率を表すベクトル $\pi$ と状態遷移確率を表す行列 $A$ によって以下のように定められる。

$$P(s_0 = i) = \pi_i \quad (1 \leq i \leq n) \quad (1)$$

$$P(s_{t+1} = i \mid s_t = j) = A_{ij} \quad (1 \leq i, j \leq n) \quad (2)$$

なお、 $t$  は観測時の時間を示し、 $T$  は観測系列データの長さを示している。HMM の状態は、1 次マルコフ性、すなわち、ある状態は直前の状態にのみ依存するという性質をもつ。本研究で用いる HMM では、各状態が重心  $\mu$  と 共分散行列  $\Sigma$  によって定められる、正規分布  $\mathcal{N}$  によって生成される。

$$P(o_t \mid s_t) = \mathcal{N}(o_t \mid \mu_{s_t}, \Sigma_{s_t}) \quad (3)$$

本研究では HMM の各状態が正規分布によって生成されているという点と、それらの遷移

の確率が把握できるという点に着目し、ボールのバウンド位置データに適用する。

## 3.2 ラリーのバウンド位置系列データ

### 3.2.1 Smart Court

本研究で取り扱うデータは, PlaySight Interactive Ltd.によって開発されたテニスのモーションキャプチャシステムである Smart Court から得られる打球のトラッキングデータである。Smart Court は, テニスコートの周りに 5~10 台のトラッキングカメラが設置されたもので, 主に画像認識による選手とボールのトラッキングや, 打球の種類 (フォアハンド, バックハンド等) の識別, 打球の回転と速度の測定を行なっている。これらのデータはデバイス上のアプリケーションで動画とともに閲覧することができるシステムとなっている。本研究で取り扱うのは Smart Court から得られる XML データであり, 50FPS でボールと選手の位置座標が記述されたものである。そのデータから得失点の分類と試合におけるラリーの打球のバウンド位置を抽出し, 分析を行なった。

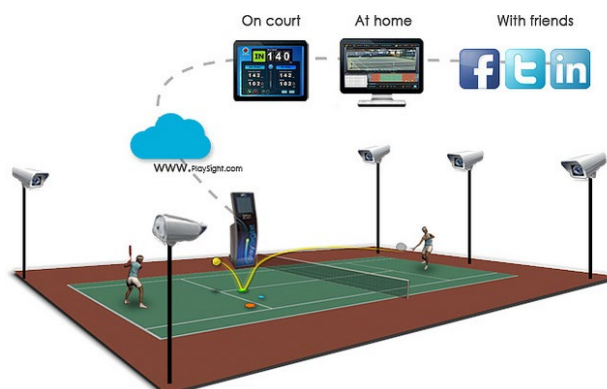


図 1. Smart Court システム設置図

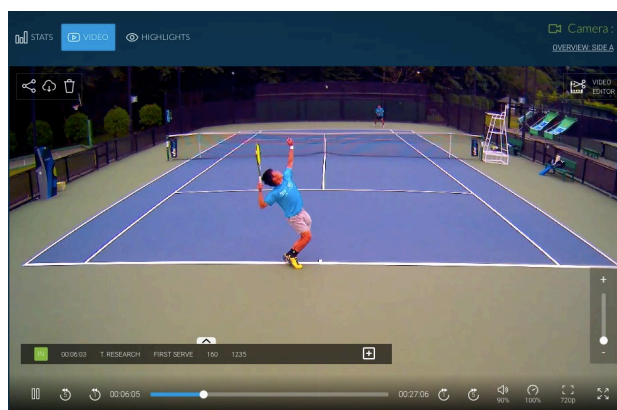


図 2. Smart Court アプリケーション画面

### 3.2.2 隠れマルコフモデルへのデータ適用

本研究では、テニスの試合のラリーにおいて観測されるボールのバウンド位置を HMM の観測系列データとする。図 3 に、観測系列データの一例を示した。このようにあるラリーのボールのバウンド位置が青い点で観測されたとすると、このラリーにおける観測系列データは、 $o_1, o_2, o_3, o_4$  の 4 つの 2 次元座標データで構成される系列となる。試合から得られるラリーの長さは、ポイントによって異なるため、観測系列データは可変長である。図 4 に、観測データから学習される HMM の一例を示した。試合における全てのボールのバウンド位置が青い点で示す位置で観測されたとすると、HMM によって学習されるのは、 $s_1, s_2, s_3, s_4$  で表される 4 つの状態と、 $A_{ij}$  で表される状態遷移確率である（ $A_{ij}$  は状態  $j$  から状態  $i$  への遷移確率）。3.1.1 で述べたように、各状態は正規分布に従っており、それらの重心はオレンジの点で示されている。この性質は、ボールのバウンドが集中する傾向にあるエリアを導出する。HMM の状態数は任意で指定することとなっており、図 4 の場合は状態数を 4 に指定したときのモデルとなっている。

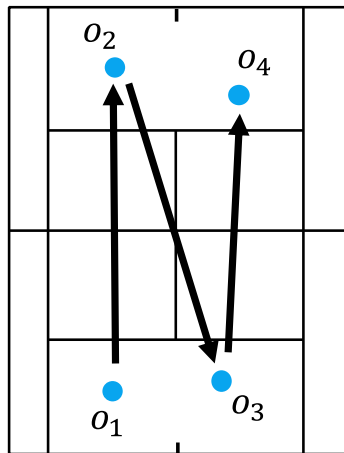


図 3. 観測系列データの一例

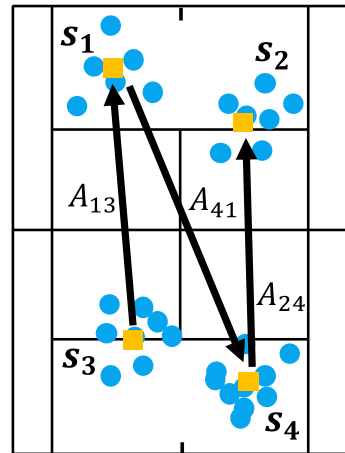


図 4. HMM の一例

### 3.3 隠れマルコフモデルから得られる知見

本研究で HMM を提案手法として選んだ理由として、HMM によって多くのバウンド位置データをクラスタリングでき、学習結果によって得られる状態は正規分布に従っているという性質から、ボールのバウンドの集まりを把握するためのもっともシンプルな確率分布モデルであるという点が挙げられる。さらに、状態遷移確率が得られることから、ボールの遷移の特徴を数値的なデータとして抽出できる。

上記のように HMM の性質から、ボールのバウンド位置データに適用することで、下記のような知見が得られることが期待される。

- (1) どのような位置に打球のバウンドが集まる傾向があるのか
- (2) 選手がどの位置にどれくらいの確率で打球を狙う傾向があるのか
- (3) (1), (2)の特徴に、得点時と失点時で違いが見られるか

本研究では、取得データに HMM を適用したのち、上記 3 つの観点から実験結果についての考察を行う。

## 第4章 隠れマルコフモデルの実装

本章では、実験データの取得環境と本研究に適用するにあたって行なった前処理との方針について述べる。

### 4.1 実験データの概要

データ取得は、千葉県柏市の吉田記念テニス研修センターに設置されている Smart Court にて行なった。本実験では、選手 A と選手 B による対戦で（両選手はいずれも日本の全国大会レベルの男性プレイヤーである）、同じ選手による対戦で 2 試合のデータを取得した。その中で、サーブが有効であるときのポイントのバウンド位置系列データを抽出しており、ダブルフォルトであるポイントのデータは使われていない。

本研究では、バウンド位置系列からサーブのバウンドを除いたデータを取り扱っている。その理由として、テニスの試合において、テニスコートの枠内にバウンドさせることがルールとして定められているが、サーブのみ、テニスコートのネット手前の枠であるサービスエリアにバウンドをさせなければならない。各ポイントにおいて、サーブは必ず打たれる打球であり、必然的にバウンドがサービスエリア内に集中してしまうという現象が起きてしまい、HMM の学習結果に偏り出してしまうという問題が生じる(図 5)。本研究では、HMM の学習結果の偏りを避けることと、ラリーの特徴を抽出することを目的とし、各ポイントでサーブのバウンド位置データを除いて分析に適用した。よって、本研究で学習される HMM の初期状態は、サーブの 1 つ後の打球、つまり、リターンと呼ばれる打球の状態となる。前処理の結果、バウンド位置系列データの数 は 214、バウンド位置データの合計サンプル数は 685 となった。

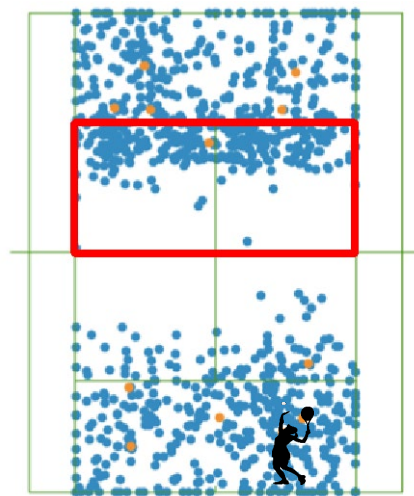


図 5. サーブを含むバウンド位置のデータ（赤枠がサービスエリア）

## 4.2 コートエリア分割にもとづく状態数の指定

HMM の学習結果によって期待される知見として，ボールのバウンド位置が集中するエリアの傾向というものがある(3.3 (1)). ボールのバウンド位置が集中する場所が把握できると，選手が試合を通してどのような位置に打球を狙う傾向があるのか，どのような打球の狙いのパターンを戦略としているのかを読み取ることへの手がかりとなる．指定する状態数を決めるにあたって，テニス選手が一般的に考える 2 つの打球の狙いの戦略パターンにもとづき，2 種類のテニスコート分割を提示する（図 6）. (1)は左右であるフォア，バックである 2 方向へ打ち分けるパターンにもとづく分割である．対して(2)は，フォア，バックに加え，真ん中であるセンターの 3 方向を狙うパターンにもとづく分割である．本研究では，この 2 つのテニスコート分割にもとづき，状態数を 4 と 6 に指定したのち，HMM を実装した．

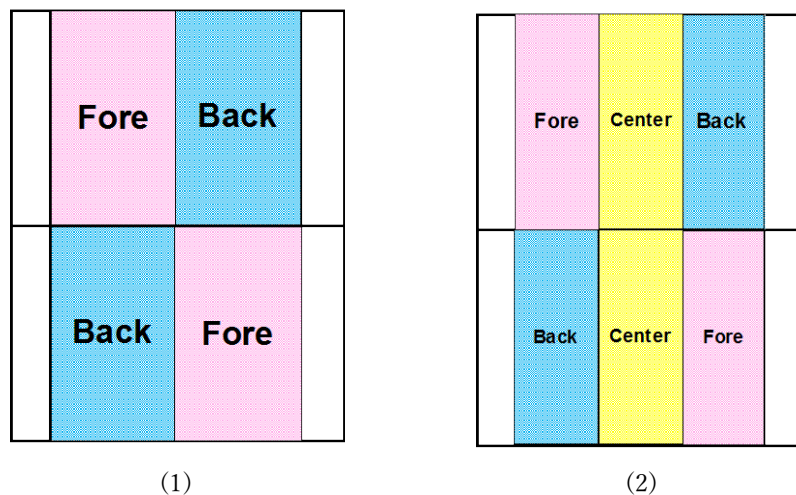


図 6.2 種類のテニスコートの分割 (1) 2 方向（フォア・バック）の打ち分けに対応する分割 (2) 3 方向（フォア・センター・バック）の打ち分けに対応する分割

## 4.3 開発環境

本研究での実装環境は以下の通りである．

- 開発環境：MacBook Air, Python 3.5.5
- 実装方法：Scikit-learn, HMM-learn

## 第 5 章 HMM と GMM の学習結果

本章では、下記に示す図において、テニスコートのネットの上のサイドでプレーをしている選手 A に着目し、HMM の学習結果を考察する。本実験では、得点した際のデータと失点した際のデータに分け、学習結果を出力した。そのため、得点時・失点時で場合分けをし、学習された HMM の状態と状態遷移確率から、それぞれのラリーの特徴抽出を行う。また、HMM の出力では各状態の共分散を図で把握することができないこと、そして HMM の各状態が正規分布に従っていることから、混合ガウスモデル（以下 GMM）を同じくデータに適用し、各状態の等高線を出力した。GMM は HMM と違うライブラリで実装を行なっているため、出力結果から得られる状態の重心の位置に少し差異が生じているが、GMM は各状態の分散をより詳細に把握するためのツールとなると考えられる。そして、得点時・失点時それぞれの HMM, GMM の学習結果の考察から、選手 A における強化点・改善点を提案する。

### 5.1 各状態の分散

#### 5.1.1 選手 A の得点時における出力結果

図 7 に選手 A の得点時における HMM の学習結果を示す。左側の図(a)が状態数を 4、右側の図(b)が状態数を 6 に指定したときの出力である。青色の点で示されているのが観測データ（ボールのバウンド位置）でオレンジ色の点で示されているのが、各状態の重心である。各状態の重心に着目すると、状態数 4 のときは重心 $s_1 \sim s_4$ が上のサイドと下のサイドともに左右に均等に分散され、図 6 (a)の 2 方向へ打ち分けるパターンのテニスコート分割に相応していることがわかる。その一方で状態数 6 に着目すると、上のサイドは状態 $s_1 \sim s_3$ の重心が均等に 3 方向に分散しているが、下のサイド、つまり、選手 A が打った打球のバウンドに関しては、2 つの状態 $s_5, s_6$ の重心がフォアサイド側に集中しているのがわかる。加えて混合ガウスモデル（GMM）を実装し、各状態が示す正規分布の等高線を図 8 に示した。この場合、緑色の×で示されているのが観測データ、赤色の点で示されているのが各状態の重心である。図 8 (a)の状態数 4 のとき、上下サイドともに、状態・重心ともに左右に分散されており、等高線の密集度も高いため、左右（フォア・バック）へのボールの集中度が高いことが読み取れる。一方で、図 8 (b) の状態数 6 のとき、上のサイドに着目すると、状態の重心は 3 方向に分散されているが、センターエリアに重心が出力された状態 $s_2$ は、フォア・バ



ックのエリアに出力された状態 $s_1, s_3$ に比べて等高線の密集度が低く、集中度が低いことが読み取れる。下のサイドに着目すると、状態 $s_5, s_6$ が等高線の密集度に差異はあるものの、フォアサイド側に 2 つとも密集しており、フォアサイド側でのバウンドの集中度が高いことが読み取れる。

### 5.1.2 選手 A の失点時における出力結果

図 9 に選手 A の失点時における HMM の出力結果を示す。図 9(a)状態数 4 のとき、得点時と同様、上下サイドともに、フォア・バックのエリアに状態 $s_1 \sim s_4$ の重心が左右に分散され、図 6(1)のコート分割に相応している。一方で状態数 6 のとき、上のサイドに着目すると、状態 $s_1, s_2$ の 2 つの重心がフォアのエリアに集中していることがわかる。それに対して、下のサイドに着目してみると、得点時同様、状態 $s_5, s_6$ の重心がやや密集していることがわかるが、得点時と比較すると状態 $s_5, s_6$ がセンターのエリアに偏っている。続いて GMM の学習結果を図 10 に示した。図 10 (a)状態数 4 のとき、上のサイドに着目すると、状態 $s_1$ を表すフォアのエリアの等高線の密集度が、バックのエリアである状態 $s_2$ の等高線よりも密集度が高く、ボールの集中度が高いことが読み取れる。下のサイドに着目すると、得点時に比べて、状態 $s_3, s_4$ の等高線ともに、ネットの方向に広がりを見せている。次に、図 10 (b)状態数 6 に着目すると、上のサイドの状態 $s_1, s_2$ の重心と等高線がフォアのエリアに密集していることから、ボールのバウンドの集中度が高いことは明らかである。対して下のサイドは、状態数 4 と同様に、状態 $s_4, s_5, s_6$ の等高線が、ネット方向に広がりを見せている。また、得点時ではフォアのエリアに密集していた状態 $s_5, s_6$ がセンターエリアに偏り、得点時よりもフォアのエリアでの集中度が低くなっていることがわかる。

### 5.1.3 状態の分散による選手 A のプレーの特徴の考察

上記 2 つの学習結果から、選手のプレーの特徴について、打球の狙いの観点から考察する。主に、状態数 4 のときの各状態が左右に均等に分かれていること、そして GMM の状態数 6 の学習結果から、選手 A・選手 B ともに、得点時・失点時関わらず、センターのエリアへのバウンドの集中度があまり見られなかった。よって、両選手ともに、センターのエリアに打球を狙う傾向は低く、フォア・センター・バックの 3 方向ではなく、フォア・バックの 2 方向へ打ち分けるパターンの傾向が高いことがわかる。

ここからは、選手 A に着目して考察を行う。得点時と失点時の選手 A のプレーの特徴の違いの一つ目として、得点時に相手のフォアのエリアにバウンドが集中する傾向が見られた。よって選手 A は、相手のフォアを狙うパターンに得点できる傾向が高い可能性がある。

二つ目として、失点時に状態の等高線がネット方向に広がりが見られた。テニスでは、より深い打球を相手に打てれば、ラリーでは優位に立てる。学習結果を見ると、選手 A に関しても、得点時には深い打球を高い頻度で打っていることが読み取れ、逆に失点時には浅い打球が比較的多く見られる傾向が読み取れる。

三つ目の特徴の違いとして、失点時に選手 A のフォアのエリアに打球が集中する傾向が見られた。この結果により、選手 A は集中的にフォアを狙われているとき、失点する傾向が高い傾向が読み取れる。

上記から得られた選手 A のプレーの特徴を下記にまとめる。

- (1) 得点時に相手のフォア側に打球が集中している
- (2) 得点時に深い打球、失点時に浅い打球を打つ傾向にある
- (3) 失点時に自分のフォアのエリアに打球を狙われる

## 5.2 状態遷移確率

本節では、HMM によって学習されたバウンド位置の状態遷移確率を考察する。前節により、選手 A、選手 B ともにフォア、バックの 2 方向への打ち分けパターンがメインなプレースタイルであることがわかった。本節では、状態数 4 の出力結果に着目し、5.1 で得られた特徴と比較しながら状態遷移確率を考察し、選手のプレーのパターンを抽出した。なお、選手が打つ打球の方向について、正面の方向をストレート方向、対角線の方向をクロス方向としている。

### 5.2.1 選手 A の得点時の状態遷移確率

図 11 に、選手 A の得点時における状態遷移確率を示す。図 11(a)の選手 A によって打たれた打球の状態遷移確率に着目すると、フォア側 ( $s_1$ ) から打たれた打球とバック側 ( $s_2$ ) から打たれた打球ともに、クロス方向、ストレート方向への状態遷移確率の値にあまり差が見られなかった。しかし、フォア・バック側ともに、ストレート方向よりもクロス方向への状態遷移確率が少し高い値が出力された ( $s_1$  から  $s_4$  が 53.8%,  $s_2$  から  $s_3$  が 53.2%)。しかし、

5.1.3 (1)では“得点時に相手のフォア側に打球が集中する”という特徴が得られたものの、この時点では関連づけることができなかった。一方で、図 11(b)の選手 B によって打たれた打球の状態遷移確率に着目すると、フォア側 ( $s_4$ ) から打たれた打球で、クロス方向への状態遷移確率の値に偏りを見せた ( $s_4$ から $s_1$ が 62.4%,  $s_4$ から $s_2$ が 35.2%)。一方、バック側 ( $s_3$ ) から打たれた打球に関しては、2 方向への状態線確率にあまり偏りが見られなかった。

## 5.2.2 選手 A の失点時の状態遷移確率

図 12 に、選手 A の失点時における状態遷移確率を示す。図 12(a)の選手 A によって打たれた打球の状態遷移確率に着目する。得点時と比較すると、クロス方向への状態遷移確率が高くなっており、特にフォア側 ( $s_1$ )からクロス方向への打球に偏りが生じている( $s_1$ から $s_4$ が 69.1%,  $s_1$ から $s_3$ が 30.9%)。同じく 5.1.3 (1)の特徴に着目すると、 $s_1$ から選手 B のフォア側( $s_4$ )にクロス方向に打たれる打球の状態遷移確率は高くなっているが、それに対し、バック側 ( $s_2$ )から選手 B のフォア側にストレート方向へ打たれる打球の状態遷移確率は、得点時に比べて低くなっている ( $s_2$ から $s_4$ が 34.3%, 得点時は 46.7%)。これにより、5.3.1(1)で得られた特徴は、主にバック側からストレート方向に打った打球が得点につながる効果があり、逆にフォア側からクロス方向に打った打球は失点の要因となり逆効果となる可能性が高い。

次に、図 12(b)に示した選手 B によって打たれた打球の状態遷移確率に着目すると、こちらも得点時と比較してフォア側からクロス方向へ打たれた打球の状態遷移確率が高くなっており、値に偏りが見られた (5.1.3(3)と関連)。

## 5.2.3 状態遷移確率による選手 A のプレーの特徴の考察

上記の結果から、得点時と失点時の状態遷移確率を比較し選手 A のプレーの特徴に関して考察を行う。考察を行なった結果、明らかな特徴があったのは、主に失点の要因に影響するものであった。

特徴の一つ目として、選手 A は失点時にフォア側、バック側の両側からクロス方向へ打球を打つ傾向が高いことが読み取れた (図 11(a)と図 12(a)のクロス方向の矢印より)。

二つ目として、上記の一つ目と関連して、選手 A は失点時にフォア側、バック側ともにストレート方向に打つ傾向が低い傾向にある (図 11(a)と図 12(a)のストレート方向の矢印より)。上記 2 つの特徴と 5.3.1(1)で得られた特徴を比較すると、選手 A のバック側から選手

B のフォア側向かってにストレート方向に打球を打つと効果があり、逆に選手 A のフォア側から選手 B のフォア側に向かってクロス方向に打つと逆効果である可能性が高いことが読み取れる。

三つ目として、選手 A は失点時に、選手 B のフォア側からクロス方向に向かって、選手 A のフォア側を狙われているときの遷移確率が高かった（図 11(b)と図 12(b)より）。上記の特徴から、選手 A の失点の要因として、ストレート方向へ打球を狙う頻度の低さと、選手 B からの打球が選手 A のフォア側に集中する傾向が高いことが読み取れた。

上記から得られた選手 A の特徴を下記にまとめる。

- (1) 失点時に両側からクロス方向に打つ傾向が高い（特にフォア側から打つ際）
- (2) 失点時に両側からストレート方向に打つ傾向が低い（バック側から打つと効果がある）
- (3) 失点時にクロス方向からフォア側に狙われる傾向が高い

### 5.3 選手 A の得失点要因と強化・克服事項の提案

上記、状態の分散と状態遷移確率の二つの観点から考察した結果、選手 A の得失点の要因として下記のようなものが挙げられた。

得点要因：深い打球の返球、ストレートへの展開

失点要因：浅い打球の返球、フォア側に狙われる（特にクロスから）、クロス方向への打球、ストレートの展開が低頻度

よって、選手 A に提案できる強化事項としては、深い打球での返球、展開をすることと、ストレート方向に打球を展開する頻度を高くすることが挙げられる。克服事項としては、クロスから狙われたフォア側の打球を返球する精度を上げること、そしてストレート展開へ円滑に運ぶために、クロス方向への展開の精度を上げることが考えられる。

●得点時におけるデータの学習結果（バウンド位置の集まり）

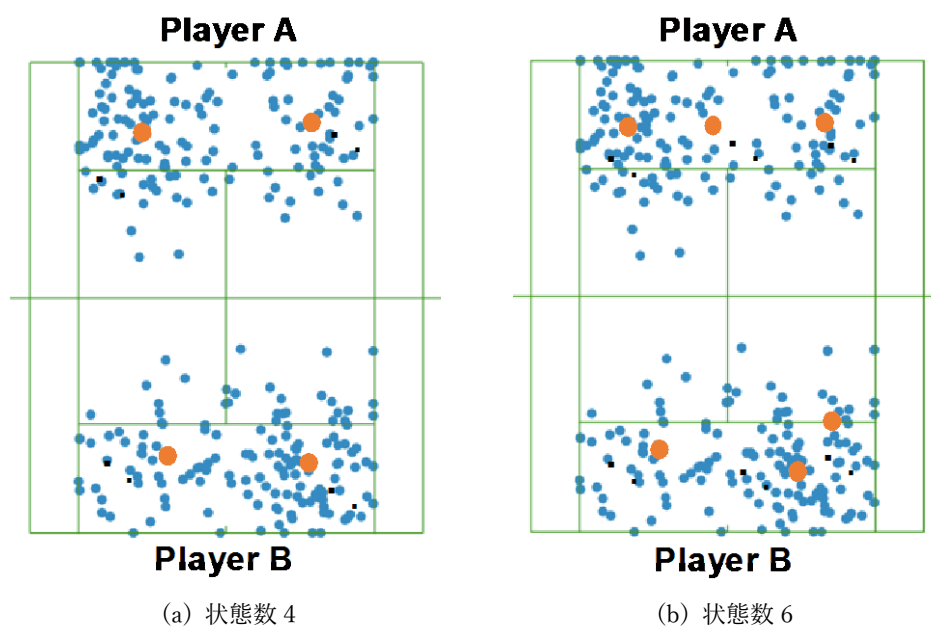


図 7. 得点時における HMM の各状態の重心

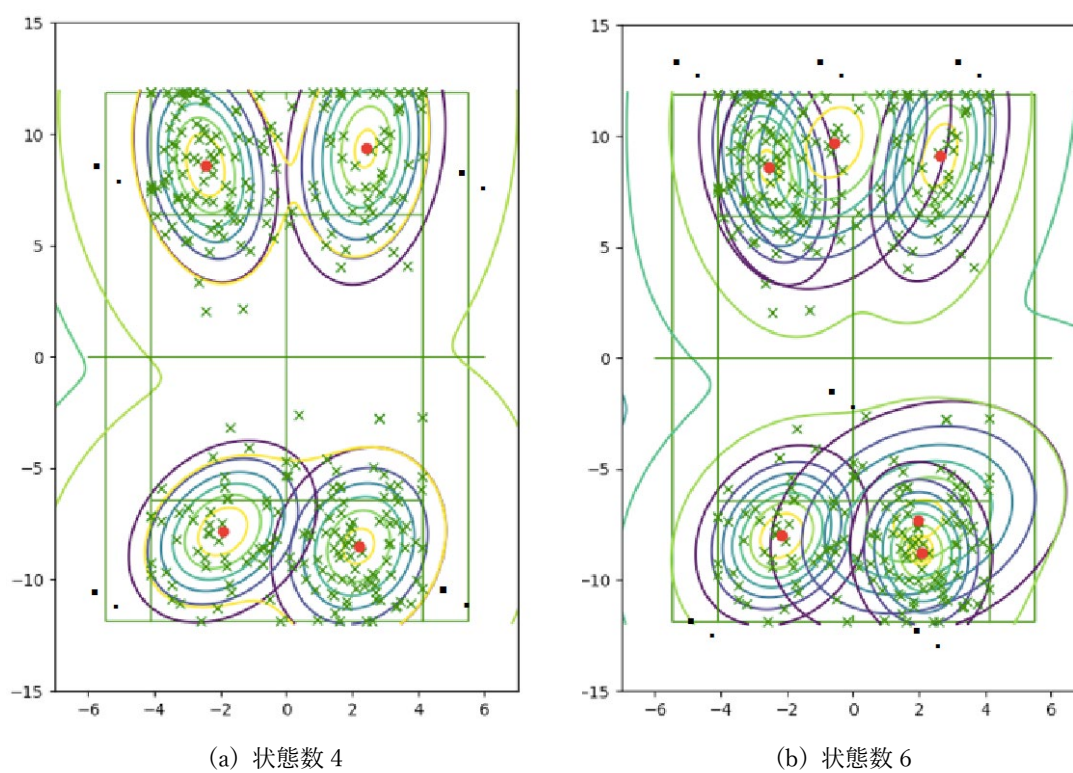


図 8. 得点時における GMM の学習結果

●失点時におけるデータの学習結果（バウンド位置の集まり）

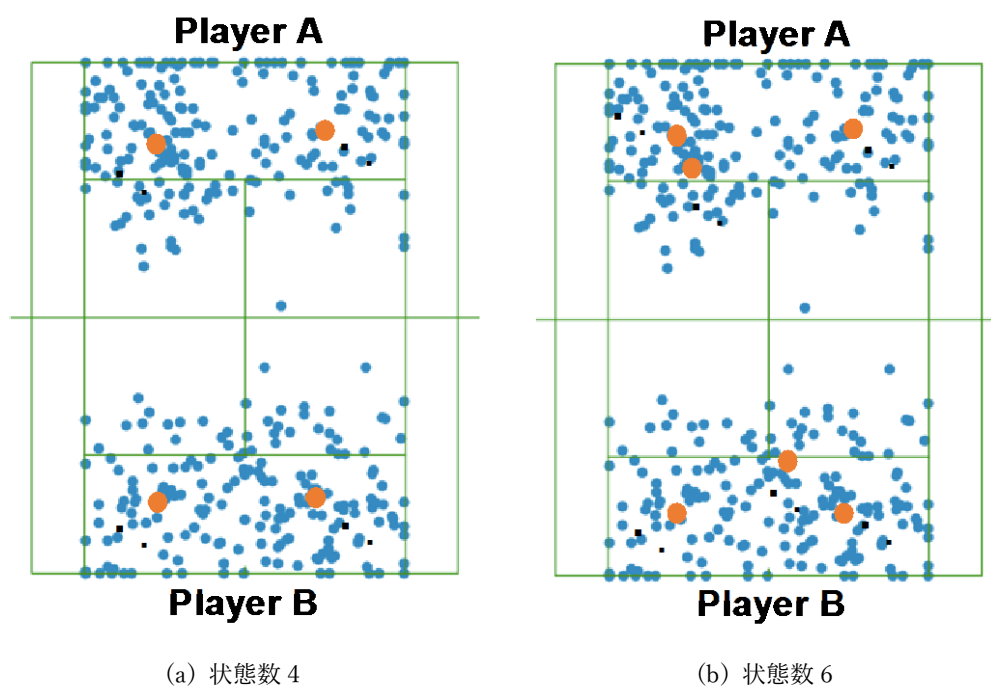


図 9. 失点時における HMM の各状態の重心

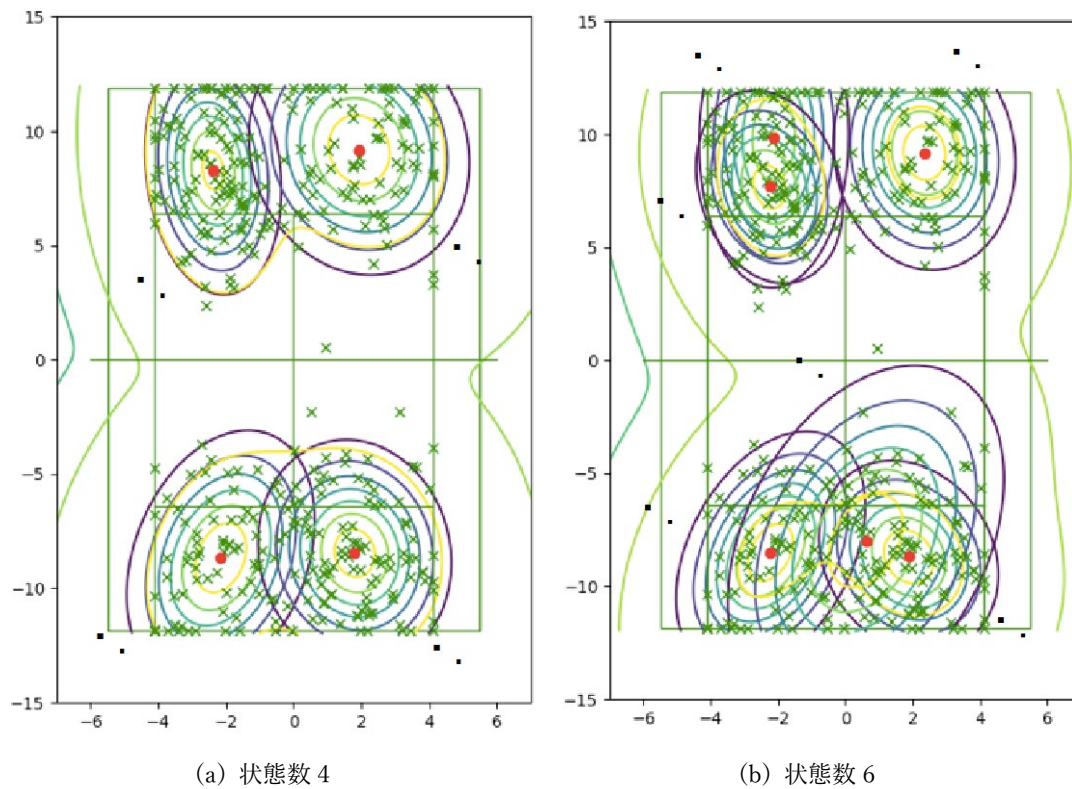


図 10. 失点時における GMM の学習結果

●得点時におけるデータの学習結果（状態遷移確率）

$j \backslash i$	$s_3$	$s_4$
$s_1$	46.1	53.8
$s_2$	53.2	46.7

表 1. 得点時における，選手 A の打球についての状態遷移確率 $A_{ij}$  (%)

$j \backslash i$	$s_1$	$s_2$
$s_3$	51.1	46.7
$s_4$	62.4	35.2

表 2. 得点時における，選手 B の打球についての状態遷移確率 $A_{ij}$  (%)

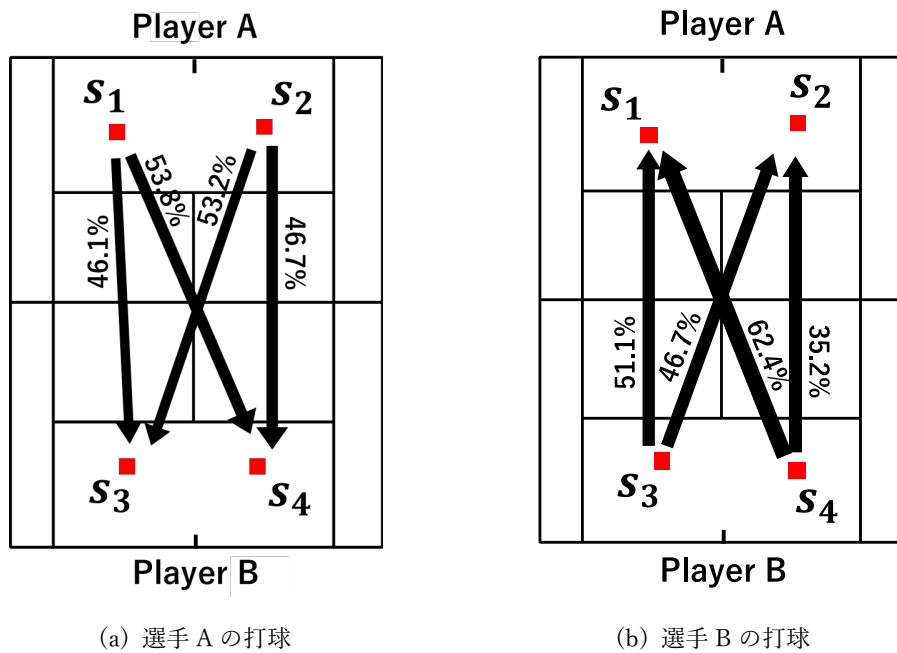


図 11. 得点時における HMM の状態遷移確率

●失点時におけるデータの学習結果（状態遷移確率）

$j \backslash i$	$s_3$	$s_4$
$s_1$	30.9	69.1
$s_2$	58.6	34.3

表 3. 失点時における，選手 A の打球についての状態遷移確率 $A_{ij}$  (%)

$j \backslash i$	$s_1$	$s_2$
$s_3$	53.2	46.8
$s_4$	68.5	28.2

表 4. 失点時における，選手 B の打球についての状態遷移確率 $A_{ij}$  (%)

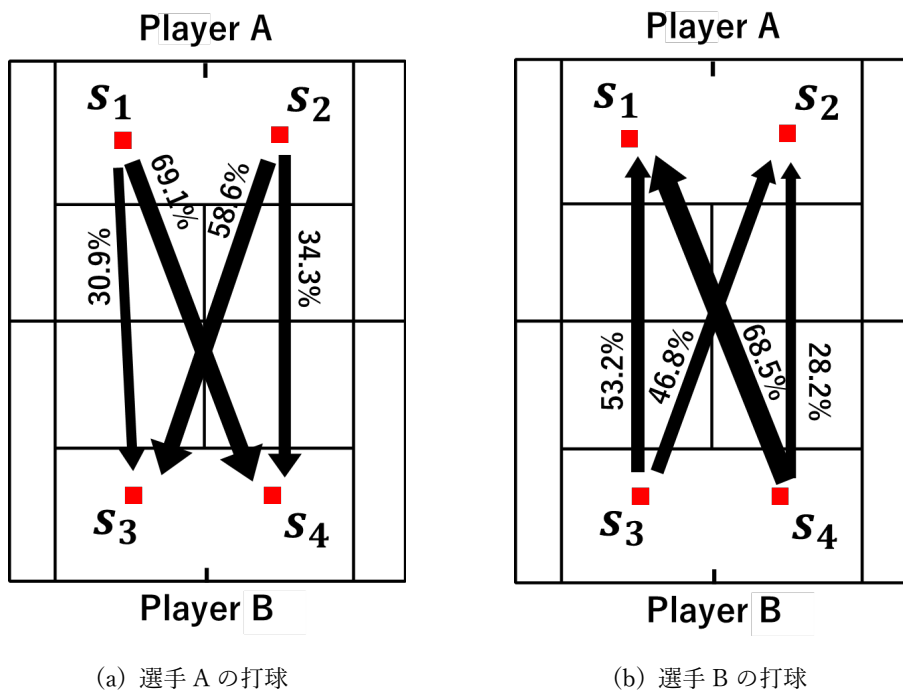


図 12. 失点時における HMM の状態遷移確率



## 第6章 得失点パターンのシミュレーション

本研究の目的は、選手に得点傾向にあるパターンと失点傾向にあるパターンを提示することで、選手が自身の強みと弱みを把握でき、競技力向上や苦手克服に繋げることである。そのために選手がパターンを直観的に理解できるシミュレーションツールが必要となり、効率的にフィードバックができる手段が求められる。本研究では、第5章の分析結果から得られた、得点傾向にあるパターンおよび失点傾向にあるパターンを提示するため、シミュレーションツールを実装した。そして、試合でプレーした二人の選手に分析結果および得失点パターンのシミュレーションを提示し、インタビュー調査を通して分析結果とシミュレーションの評価を行った。本章では、実装したシミュレーションツールについての概要をまず述べ、その後二人の選手へのインタビュー調査について述べる。そして調査から得られた評価を踏まえて、テニス選手のためのデータ分析の今後の課題や、シミュレーションツールの課題について述べる。

### 6.1 シミュレーションツールの概要

本研究で開発したシミュレーションツールは、Python 言語と併せて記述が可能な Kivy Language によって実装されたものである。第5章で抽出された得点パターン・失点パターンに関連するプレーを試合の動画の中から抽出し、それぞれのポイントにおけるボールの軌道の位置座標データを利用し3Dでシミュレーションを行うツールである<sup>1</sup>。機能としては、単純にボールを移動させて表現するラリーの3Dアニメーション（図13 ボタン①、図14）、ボールがたどった位置を順にアニメーションでプロットしていく軌道（図13 ボタン②、図15）、そしてボールのバウンド位置をアニメーションでプロットしたもの（図13 ボタン③、図16）の3つの表現方法でプレーのパターンを提示する機能が備わっている。これらの機能をボタン①～③で選択できるようシミュレーションツールを実装した。上記の3つの機能において、単純にラリーやボールのバウンド位置を再現するだけではプレーの特徴が把握しづらいため、再現したポイントのラリーについて、得点・失点の要因となったと考えられる打球について、色を変化させ、シミュレーションした。利用者が動画を見る視点については、マウスを使って角度を変えて、自由に動かすことができる。選手Aと選手Bがどちらのサイドにいるかは、背景部分に示している。

---

<sup>1</sup> 参照動画：<https://youtu.be/G2SqtEdMH8>

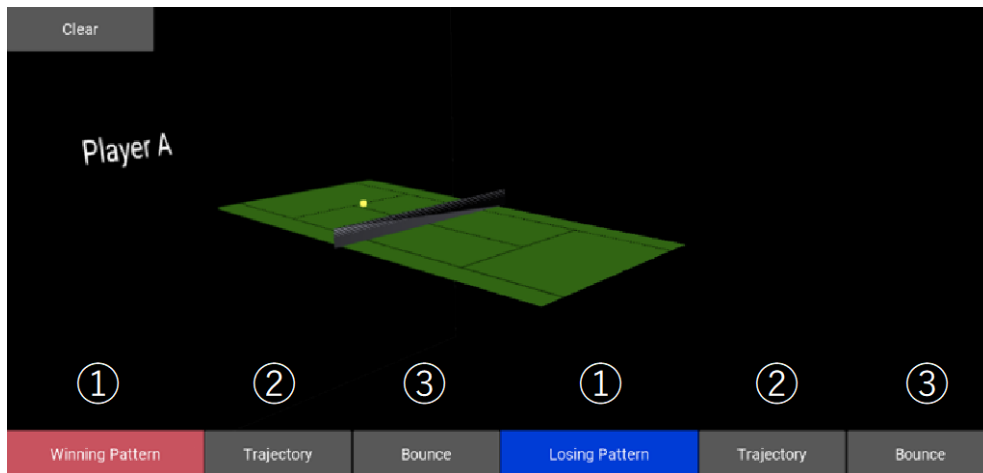


図 13. ラリーのシミュレーションツール（初期状態）

## 6.2 分析結果とシミュレーションツールに関するインタビュー調査

今回、分析結果とシミュレーションツールを評価するにあたり、本研究でデータ分析対象としている選手 A と選手 B にインタビュー調査を行なった。本節では、インタビュー調査の概要とその考察をする。

### 6.2.1 インタビュー調査の目的

インタビュー調査の目的として、まず一つ目は第 5 章の HMM と GMM よって得られた分析結果とプレーの特徴について選手の所感を聞き、試合した時の感覚や印象と一致しているか否か、また分析結果に納得できるか否かという点に着目して調査を行い、筆者の視点だけではなく選手の視点から分析結果の評価を行うことである。二つ目は、シミュレーションツールが選手にとってプレーのパターンを理解するのにふさわしい提示方法をなしているか、そしてツールを向上させるために付加、または排除すべき機能は何かという点でテニス選手のニーズを探りながら、シミュレーションツールの改善を図ることである。

### 6.2.2 インタビュー調査の概要

試合実施から時間が経過していたため、インタビュー調査を実施する前に、二人の選手に試合動画の視聴と、質問シートの記述を依頼し、各自でフィードバックを行なってもらった。質問シートは、インタビュー調査の前提として選手が自身のプレーの特徴と試合の印

象を記憶することが目的で作成されたものあり、質問事項は主に下記の内容を問うものである。

- 選手が得意としているプレーのパターン
- 選手が苦手としているプレーのパターン
- 実施した試合について、得点時の自分のプレーの印象
- 実施した試合について、得点時の相手のプレーの印象
- 実施した試合について、失点時の自分のプレーの印象
- 実施した試合について、失点時の相手のプレーの印象

試合動画視聴と質問シート記入後、インタビュー調査を実施した。調査は選手 A と選手 B 異なる時間に行なった。インタビュー調査は下記のようなステップで進行した。

- Step 1. HMM と GMM から得られたプレーの特徴を提示
- Step 2. Step 1 のプレーに関連する試合動画の視聴
- Step 3. ラリーの 3D アニメーションの提示 (図 14)
- Step 4. 軌道のアニメーション提示 (図 15)
- Step 5. バウンド位置のアニメーション提示 (図 16)

調査は対話式で非構造化インタビューとし、それぞれのステップで得られた選手の所感とデータに対するニーズをまとめた。インタビューでは、第 5 章で着目した選手 A の失点パターンについて話題を進めた。コメントが得られなかったステップに関しては、記述を省略してある。

今回は、第 5 章で得られた、選手 A の失点要因であると考えられる、クロス側からフォアを狙われるというプレーのパターンに着目し、その特徴が見られるポイントツールで再現して提示した。そのポイントの主な特徴としては、サーブ打者は選手 A であり、その後の打球で選手 B が選手 A のバックハンドを 2 度狙う。選手 A が返球した球を、選手 B の 3 度目となる打球でフォアハンドのクロスを打ち (図 15, 図 16 の赤い打球)、次にバックを狙われて甘くなった選手 A の打球を選手 B がネット側でボレーを打ちエースを取る展開である。

下記、調査対象者のコメントを引用しつつ、考察を行う。

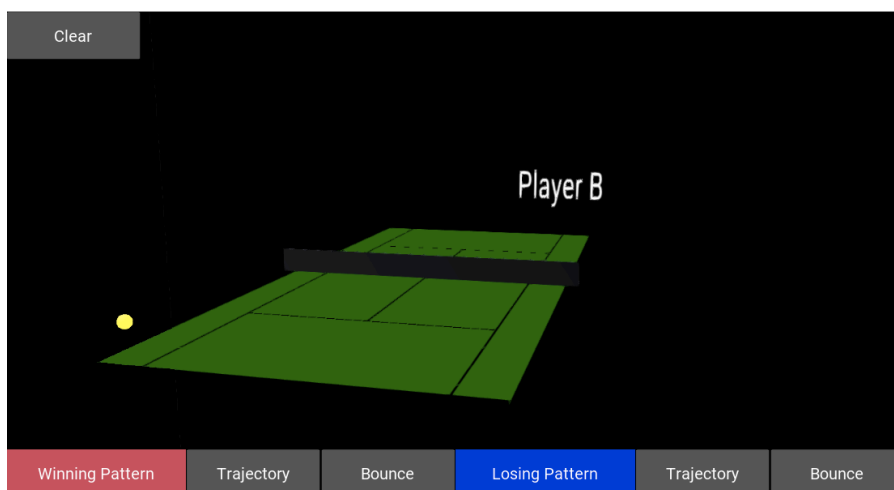


図 14. ラリーの 3D アニメーション (選手 A 失点時)

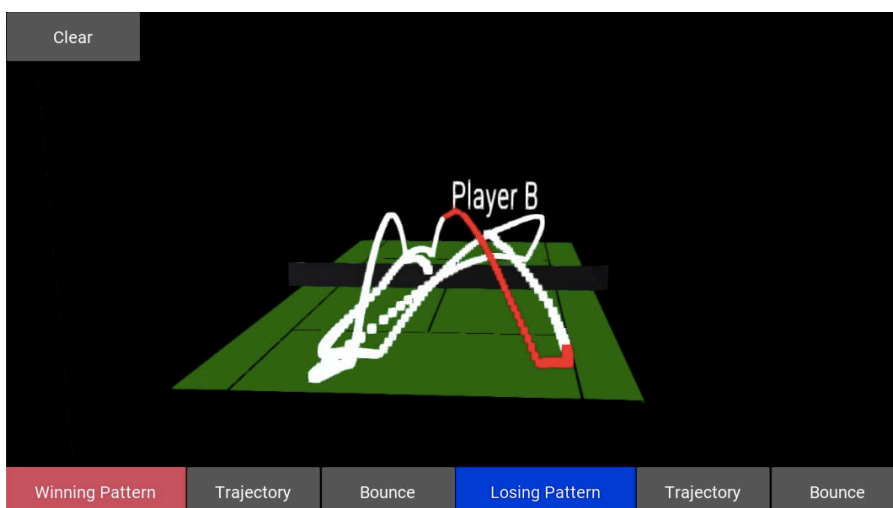


図 15. ラリー打球の軌道の絵画 (選手 A 失点時)

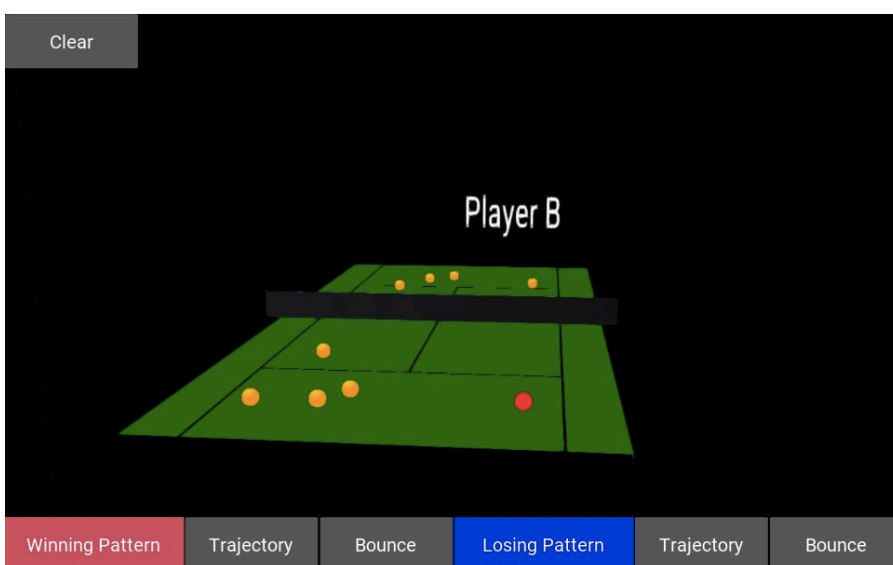


図 16. バウンド位置のプロット (選手 A 失点時)

### 6.2.3 選手 A のインタビュー調査

インタビュー調査の前提として、選手 A はバックハンドを集中的に狙われることを苦手なパターンとしており、実施した試合においても、自分の苦手なバックハンドを狙われて失点しているという印象が強く残っていると言及していた。逆にフォアハンドは得意としているショットであり、試合においてもフォアハンドの強打で攻めて展開するパターンを得意としている。

下記、ステップに沿って筆者と選手 A の対話を引用し、考察を行う。

#### Step 1. HMM と GMM から得られたプレーの特徴を提示

**筆者：**「分析結果から失点時にフォアを狙われているという傾向が出ています。」

**選手 A：**「(フォアが得意であることを知られている以上、) 有効な球を打てる時しか相手はフォアに打ってこないと思うから、その結果失点時にフォアに集まってるのかなと思う。フォアに打ったら相手が得点しているというよりかは、フォアに優位となるボールを打つ余裕があるからこそ、フォアに打たれていて、その結果失点に繋がってるのかなと思います。」

選手 A は、自分の得意なショットがフォアハンドであることを相手に知られているということを認識しており、試合を通してフォアを狙われる頻度が低いと言っていた。フォアを集中的に狙われるというよりは、フォアに有効な打球を打ち、それを利用してバックに決定的な打球を打って点を取るパターンで、最終的に失点の要因となるのはバックハンドであるとこの時点で述べていた。

#### Step 2. Step 1 のプレーに関連する試合動画の視聴

**筆者：**「フォア側の空いてるスペースを利用して、ポイントを取られてるって感じですね。」

**選手 A：**「そうですね、さっきも言ったけど (中略) 甘いボールはフォアには打ってこない

から、有効なボールを打つ余裕があるときに相手はフォアに打ってきてる。」

### Step 3. ラリーの3Dアニメーションの提示（図14）

（省略）

### Step 4. 軌道のアニメーション提示（図15）

（動画を見終わって）

**選手 A：**「なんで相手のフォアのクロスが失点した要因なんですか？そのあとに打たれたバックへのアプローチ<sup>2</sup>じゃないんですか？」

**筆者：**「さっきの分析結果を受けて提示したものです。」

**選手 A：**「フォア側にボールが来た時は、失点の傾向があることはわかった。たしかにこのケースだとフォアの返球は甘かった。けど、（中略）そのフォアでの返球がめちゃくちゃ上手くいって相手のバックの際に打ったとする。で、自分は攻めてたけど、次にバックに来た打球を返球してボレーで決められるってなったときもこのボールが有効だったと言えるのか？」

**筆者：**「しかしこのポイントにおいては、フォアのクロスに来た打球が失点のきっかけになったのでは？」

**選手 A：**「それよりかは、バックへのアプローチのほうが有効だったんじゃないかと思う。自分のバックが弱いからそれがボレーにかかって決められたという認識。自分のフォアに自信があって、バックに自信がないっていうのもあるけど」

選手 A は、提示したポイントの終わり方が、自分の苦手なバックハンドが弱くなって、相手にボレーで決められているということから、失点の要因となったのは筆者が提示した選

---

<sup>2</sup> アプローチショット。次のショットでネット側に近づいてボレーを打つために、前進しながら打つ打球。

手 B のフォアのクロス打球ではなく、その次に決められることとなるバックでの打球であると言及している。選手 A は、極端にバックハンドに苦手意識があるために、着眼点がそこに偏っている様子であり、試合でもバックハンドが原因で失点しているというイメージが強く残っている。今回提示したような、選手にとって意外性のあるデータは、選手が新しい発見をするためのきっかけになるが、選手に強い固定観念があるとすれば、選手を納得させるデータ提示が必要となる。その際には、一つだけ実例を再現するのではなく、より多量の実例提示や詳細な情報の付加など、提示方法に工夫が必要となる。また、こちら側が提示した打球と違う打球について言及した原因として、選手 A が失点の要因として提案した打球のほうが、ポイントの終わりに近い打球であったためと考えられる。そのため、ポイントの終わりに近い打球であるほど、得点または失点に影響する打球であると選手 A は考えている様子であった。

#### Step 5. バウンド位置のアニメーション提示 (図 16)

**筆者：**「ここまで一通りツールの機能を見てもらいましたが、何かもっとほしい情報や機能はありますか？」

**選手 A：**「このバウンドのところであったら、バウンドの順番を数字で描いて欲しい。これを横から見たら、自分のボールが浅くて、相手のボールが深いと思うけど、例えば、深いボール、深いボール、深いボール、って続いたときに、どういう運びでそうなったのか。ラリーが長くなったら、フォアにもバックにも分布すると思うし、それが交互に振られているのか、ずっとフォアからのずっとバックなのか、というので結果が違うと思うから、どういう順に振り分けられたかがわかると思う。」

選手 A は、シミュレーションツールの機能で付与すべきものとして、バウンド位置のプロットの際に打球がバウンドした順番の番号を示してほしいと述べていた。同じような位置に複数のバウンドが示されていると、今の機能ではどのようなパターンを表しているのか把握しづらい。選手 A は、分析結果から自分の得意なパターンと苦手なパターンを見つけ出したいと言っており、どのような組み立てをもってそれらのバウンドがなされたかを示すことができれば、パターンを発見しやすいとの意見であった。

#### 6.2.4 選手 B のインタビュー調査

前提として選手 B は、フォアハンドでアプローチショットをストレートに打ってからネットプレーで決めるパターンと、バックハンドのスライス<sup>3</sup>を利用して組み立てるパターンを得意としている。逆に、バックで深く弾む打球を狙われるパターンを苦手としている。ここでも、前節で選手 A に向けて提示したのと同じプレーを選手 B に提示した。前節では選手 A の失点パターンであったため、この場合においては、選手 B にとっての得点パターンとなる。

下記、ステップに沿って筆者と選手 B の対話を引用し、考察を行う。

##### Step 1. HMM と GMM から得られたプレーの特徴を提示

**筆者：**「今回の分析結果によると、得点時にフォアを狙っている傾向があります。」

**選手 B：**「あるとしたら浅いフォアだな」

**筆者：**「基本的には相手のバックを集中的に狙っていますか？」

**選手 B：**「それはそうです。」

**筆者：**「相手はバックを狙われるという認識があるから、回り込んでフォアで打ってくる傾向が動画から読み取れます。それが相手の得意なパターンだから、逆効果になる可能性があります。逆にフォア側に相手を寄せることができれば、バックへの打球が生きると思います。」

**選手 B：**「実際問題、あれだけバックに狙っているから、相手はバック自体でミスすることはない。ほしいポイントでフォアに振る。バックへの打球を基本として、欲しいポイントでフォアのパターンを混ぜるっていうのはたしかに思っている。」

---

<sup>3</sup> 逆回転の打球。打たれたボールは滞空時間が長く、バウンドが低くなることが特徴である。



選手 B は、選手 A はフォアハンドが得意でバックハンドを苦手としていることを把握している上で、バックへの配球を基本とするプレーを意識していた。選手 B の印象としては、自分が相手のバックハンドを頻繁に狙っているため、選手 A はバックハンドに意識が集中しておりあまりミスをしないということであった。そのため、重要なポイントで相手の意表をつくようにフォアに狙う打球を利用してパターンを組み立てることがあると言っていた。

## Step 2. Step 1 のプレーに関連する試合動画の視聴

(動画を見終わって)

**筆者：**「相手をフォアに振って、最後自分の得意なパターンで終わっているという感じですね。」

**選手 B：**「自分はこのプレーを連続させたい、繰り返しやりたいと思ってる。それはどの選手とやるときもそう。これが自分の中の一番理想な形。」

選手 B は提示した動画のプレーのパターンを、自身が最も得意としているパターンであり、理想なプレーだと言っていた。提示したプレーは、事前に質問シートで調査した得意なプレーのパターンとも合致しているものであった。選手 B はもともと自分が実現したいプレーのイメージが明確に定まっており、最終的にその形に持っていくためにプレーの組み立てをしているとのことだった。

## Step 3. ラリーの 3D アニメーションの提示 (図 14)

(アニメーションを見ながら)

**選手 B：**「さっきのラリーじゃなくない？」

**筆者：**「これがフォアのクロスで、これがバックで・・・」

**選手 B：**「あ、自分はこっちのサイドか。間違えてた。」

最初に選手 B がアニメーションを見た時、自分がどちらのサイドにいるのか誤って認識し、試合動画で視聴したプレーと、アニメーションのプレーとのイメージが噛み合っていなかった。ツールの動画には、どちらのサイドに選手 A、選手 B が立っているのかを背景部分に示しているが、それ以外はボールの位置をアニメーションで移動させているだけであり、ラリーの再現性という点では、選手の動きや打ち方（フォア・バック）などの情報が不足しているため、一度でイメージと合致させることができない可能性がある。そのため、この機能の課題として、ボールの動きに合わせて、打球を打った選手や打ち方を表示させる機能があれば、より選手のイメージと合致しやすいパターン提示ができると考えた。

**Step 4. 軌道のアニメーション提示（図 15）    Step 5. バウンド位置のアニメーション提示（図 16）**

**選手 B：**「この赤の打球はボールの回転どうでスピードがどれくらいっていうのは現れたりしないんですか？」

**筆者：**「今の段階では機能として備わってないけど、できます。」

**選手 B：**「結局これだとボールのコースと軌道だけ。同じコースだと、ボールの質が違ってもわからない。正直これだと、イメージ的にはもうちょっと角度をつけて振りたいところなんだけど、実際は内側に入ってる。だから、実際におこったバウンドと同じ位置でプロットするだけだとこれがいいパターンとはあまり思えない。それが、普段よりも回転がかかった、ちょっと速かった、タイミングがずれた、予想外の球だった、ということがデータとして上がれば納得できる。それを含めてこのパターンがいいと思うことができる」

選手 B は、本来なら提示したものよりも深いボールでアプローチを打つことを理想としているが、提示したパターンだと自分の理想よりもコートの内側にバウンドしているため、いいパターンであることに説得力が不十分であるということを指摘した。打球がどこにバウンドしたということだけではなく、その打球がどんな球種だったのか（回転、スピード、打

つタイミング等) という詳細な情報をもって、パターンの良し悪しが判断できるという意見であった。

**筆者：**「たしかにそうですね、(選手 B) さんの場合は、スライスなどの打球を混ぜた展開が多いです。」

**選手 B：**「要は、変化。そのコースに行ったからというよりも、1、2 本前に同じコースを早い球で打って、その次に打つときはタイミングをずらしたとか。そういうところで変化をつけて、最終的に相手のバックにアプローチしてっていうのが一番理想。一つを追うのではなく、一球前、違う場面での同じ球とか。同じコースだけど違う球種だとか。そういうのが見れると、ああ、やっぱりって思えるかも。まあ単純に球の情報があればもっと助かるかも。」

試合の中で多くの打球があれば、その分同じように見える打球も多く出現する。選手 B は、“理想のパターン”というものが定まっており、それを繰り返し実行させようとしているため、同じような打球でもその中で違いを見出し、ポイント間での変化と因果関係から、得点の要因が抽出できることが理想だという意見である。

**筆者：**「たしかに、この動画だけだと、回転や速度などの情報がなく、そこまではイメージしにくいですね。回転の情報はどう表すのがいいとおもいますか。」

**選手 B：**「単純に数値が一番わかりやすい。回転の数値と、実際の動画が一緒に見れば選手は、“あの感じか”というのを選手はフィーリングでわかる。」

**筆者：**「フォアで打ったか、バックで打ったか、という情報は必要だと思いますか？」

**選手 B：**「それは実際の動画で見ればいいんじゃないか？もちろん選手の動きを再現できれば一番いいけど。」

**選手 B：**「そもそもなんだけど、フォアのカrossが起点になったっていうのは、あくまでも（筆者）さんの視点ですよね？」

**筆者：**「そうです。あくまで分析結果から見た私の視点です。」

**選手 B：**「でもそこを自動化するのは難しいですよね。何が根拠になっているのかわからない。けどそこまで細かい話を考えるのは無理な話かもしれない。」

**選手 B：**「でも自分の場合はシンプルな話で、最終的には、相手のボールを浅くさせて、バックにアプローチをしたい。そうすると考えることとしては、どうやったら相手の球を浅くすることができるだろう？ってこと。赤い球もそうだけど、アプローチをしたときの球がどこに落ちてくるか？というのに個人的に興味がある。深さなのか、スピードなのか。同じようにバックにアプローチをしてもポイントを取れる時と取れないときがある。フラット系<sup>4</sup>の早い球を打てば相手がミスするのか、それとも案外ゆるい球を打った方が相手がミスするのか。その2種類だけでもわかれば、次この相手と対戦するときにアプローチの仕方が変わると思う。」

**筆者：**「（選手 B）さんの場合は、自分がやりたいと思ってるパターンの根拠がほしい。全体のラリーよりも、自分のやりたいと思ってるパターンを抽出して、詳細化をしたいと思ってるみたいですね。」

**選手 B：**「そうしたい。絶対そう。全体のラリーはあまり気にしてない。何を目的にするかは人によると思うけど。結局全部をデータにするのはむずかしい。選手も理屈じゃないことくらいわかってるから、自分がポイントを取りたいパターンが決まっているはず。それと、相手のパターンとしてどういうものがあるのか、それだけわかればいい。ピンポイントに濃いデータがほしい。」

上記で述べていることと同様に、選手 B は自分のやりたいパターンが決まっているケースであり、全体のラリーではなくて、そのパターンについての詳細なデータを知りたいというニーズを持っている。やはり繰り返し同じパターンを実行しようとしている中でも、

---

<sup>4</sup> 無回転の打球。低い弾道で球速が速く、相手から時間的余裕を奪える。

得点できるときとできないときがあり、その違いがどういう要素から起因しているのかを把握したいという。それに加えて、相手が持っている得点と失点のパターンを知ることができれば、次その相手と対戦することになったら意識を傾けることができるということであった。

**筆者：**「アプローチという得意なパターンにもっていきたいってなったときに、その前段階にある、どういうパターンでそれに持っていけるのかっていうのを知れるのはいいと思いますか？」

**選手 B：**「それももちろん知りたい。この赤い打球のように、フォアに振った時にできるというのが、もう少しデータで示せばいい。今の感じだと筆者の知見が含まれているから、もう少しデータで示せると納得できる。」

今回筆者が提示したプレーは、パターンが選手 B の理想のプレーであることがわかった。選手 B は、その理想のパターンそのものの情報について詳細化してほしいとの意見を述べていたが、その前段階となる打球（この場合はフォアのクロスの打球）やパターンについてのニーズを探ったところ、それについても知りたいと答えていた。しかし、今回はそれに当たる打球が要因となる根拠が不十分であったため、もう少しデータとして提示することができれば説得力があがるとの意見であった。

#### 6.2.5 インタビュー調査の考察

両者のインタビューを通じて、シミュレーション動画で示したフォア側へのクロスショットが、この場合は有効であったという知見はたしかに得られた。しかし、両選手ともに、提示したプレーにおいて最も有効であったのは、その一つ後のショットである選手 A のバックハンドを狙ったアプローチショットであることを主張していた。分析結果においてそのような特徴が抽出できなかったのは、選手 B は試合を通して選手 A のバックハンドを狙っているがために、得点時と失点時でバック側でのボールの集中度に偏りがなかったことから顕著な特徴が見られなかったことが原因であると考えられる。

今回は両選手のインタビュー調査を通じて、各選手から違ったニーズを読み取った。選手 A の場合は、提示されたデータから未だ無意識に実行している得点または失点パターンを発見したいというものであった。そのため、まず一つとしては、提示されたプレーについて、どういうパターンの特徴があるのかを把握できるよう補助するため、より詳細な情報を示すことが必要となる。具体的には、図 16 のバウンド位置のプロットの際に、ラリーの展開がわかるように通し番号を振るという機能を提案された。また、未知のパターンを発見したいという選手の場合、意外性のある結果提示をする場面が生じる可能性が高い。こういった場合、選手 A のように極端に得意意識と苦手意識が偏っている場合や、強い固定観念を持っている選手に対しては、データの説得力を高める機能を付加する必要があると考える。選手 B の場合は、選手 A よりも掘り下がった段階のニーズを掲げていた。既に自分が得意としているプレーのパターンが確立しており、それを試合で意識的に実践しようとしている。その実践している（または実践しようとしている）プレーについて、得失点の間での違いを詳細な情報をもって示してほしいというものであった。得失点にかかわらず繰り返し行われているパターンは、本研究での分析手法のような得失点間での出現頻度計算だけでは特徴が抽出され難いので、このようなニーズを満たすためには出現頻度が高いパターンについても着目し、より詳細な情報（打球速度、回転数等）から特徴抽出をする必要がある。

### 6.3 調査結果から得られる今後の課題

インタビュー調査結果から得られた本研究およびテニスのデータ分析の課題について、下記のように考える。

まず一つ目は、選手に向けて分析結果を提示した際、選手が意外であると感じた場合や疑問を持った場合にその根拠を示す詳細なデータ提示が必要であるということである。本研究では、分析結果（フォアのクロスが選手 A の失点の要因であること）と選手の印象（選手 A のバックハンドが失点の要因であること）との差異が生じ、選手目線で意外性を持つこととなった分析結果に対して、選手が納得できるような根拠を示すことができなかった。納得できるような根拠を示すためにできることとして、まず分析結果から得られたパターンのシミュレーションを、一つの例だけではなく、複数の例をもって示すこと、そしてそのパターンが高頻度な出現率を示しているということを数値で証明することが考えられる。さらに、前提として選手の印象に残っているパターンを把握し、異なるパターンの出現頻度

の比較や、パターン間の相関関係を予測することもタスクとして挙げられる。

二つ目としては、選手のニーズに合わせて場面設定を行うことである。今回の調査の場合、選手 A の場合はマクロな視点での分析のニーズ（試合やラリー全体からパターンを発見したい）があり、一方で選手 B はミクロな視点での分析のニーズ（ある特定なパターンに絞って変化を見出したい）があった。本研究では、マクロな視点からパターンを発見するという目的で分析を行なったが、選手によって掲げるニーズや目的は異なり、それにより掘り下げる分析の段階が異なる。これらのマクロな視点とミクロな視点の両方の観点から分析を行うことができれば、一人の選手に対して未知なパターンの発見から、発見したパターンを試合で応用する段階まで貢献できることが期待される。

最後に、実装したシミュレーションツールの機能として、これらの課題を踏まえて下記を追加することを課題とする。

- 試合動画再生
- 3D アニメーション再生時に打ち方の種類（フォア、バック）の提示
- 打球の速度と回転数の提示
- バウンド位置のプロット時に順序番号を付与
- 得失点それぞれで複数のポイントを例にシミュレーション提示

## 第7章 結論

本研究では、テニスのモーションキャプチャシステムである Smart Court から得られる試合におけるラリーのバウンド位置の系列データに機械学習を適用し、選手のプレーの特徴抽出を試みた。まず、Smart Court のもとで選手 A と選手 B による試合を実施し、各ポイントでサーブを除いた打球のバウンド位置のデータを抽出した。選手 A の得点時と失点時でデータを分け、それぞれに HMM と GMM を適用し、生成された状態の分散と状態遷移確率から、各選手が見せる打球の配球の特徴について考察を行なった。選手が配球を行う際、一般的に考えられるテニスコートの分割の仕方に対応する状態数を指定し、左右2方向に打ち分けを行うプレースタイルと、真ん中を含めた3方向へ打ち分けを行うプレースタイルのどちらに当てはまるのかを両選手に対して判断した。両選手とも左右への打ち分けが主であるプレースタイルであると判断したのち、GMM の等高線と HMM の状態遷移確率からフォア側、バック側各エリアへのボールの集中度を調査し、選手 A の得点要因と失点要因を読み取った。分析の結果、選手 A の失点要因として、クロス方向からフォア側を狙われる傾向が顕著に現れたため、今回はこの失点要因に着目し、両選手に結果の提示を行った。結果提示に際しては、パターンのシミュレーションツールを実装し、3つの表現方法（ボールの3Dアニメーション、軌道の提示、ボールのバウンド位置プロット）をもってシミュレーションを提示した。分析結果とシミュレーションツールの評価は、選手 A と選手 B それぞれに対するインタビュー調査により行なった。調査結果から、提示したプレーのパターンを両選手とも認識していることは明らかであったが、分析結果と選手がもともと抱いている印象に差異があり、分析結果の根拠と説得力を示せるデータ提示方法の必要性が感じられた。また、選手によって異なる視点からデータに対するニーズを抱いており、試合全体からパターンを発見するマクロ的視点からの分析と、特定のパターンについて得失点時間で違いを見出すミクロ的視点からの分析の両者を備えた分析方法が課題であった。本研究においては、マクロ的視点からパターンを発見するという目的で分析を行った。今後の課題は、シミュレーションツールにいくつかの機能を付加し、前者の視点においてパターン発見の効率を高めることである。次に後者の視点において、特定のパターンに対して特徴抽出を行うこと、そして異なるパターン間での相関関係を調査し、具体的なプレーのパターンを抽出することである。上記の課題を解決し、選手が得点傾向を高めるプレーを確立することと、失点傾向にあるプレーの改善に貢献する必要がある。



## 謝辞

本論文の作成にあたり，終始適切な助言を賜り，丁寧に，辛抱強くご指導していただいた指導教員である手塚太郎先生に深く感謝申し上げます．また，合同ゼミ，合宿などで本研究に常に興味をお持ちいただき，適用手法に関しても助言をいただきました若林啓先生に深く感謝申し上げます．また，研究を実施するにあたり，モーションキャプチャを利用するきっかけや，国際会議での発表の場など，多くの貴重な機会をくださり，ご指導いただいた中内靖先生に深く感謝申し上げます．そして，本研究でのデータ取得にあたり，多大なるご支援をいただきました，橋本総業株式会社様，そして PlaySight Interactive Ltd. 様に深く感謝申し上げます．そして最後に，ゼミや勉強会で議論を交わし，切磋琢磨して研究活動をしてきました手塚研究室，若林研究室，中内研究室の皆様にも深く感謝申し上げます．

## 参考文献

- [1] V. Kasper. "Modern volleyball analysis and training periodization". Coaching science follow-up course part 2. Coaching seminar. LBIA028 (VTEA008). Biology of Physical Activity. pp. 108, 2017.
- [2] A. Julie, J. S.M. Marsh, F. Martorell. "How Instructional Coaches Support Data-Driven Decision Making: Policy Implementation and Effects in Florida Middle Schools". Educational Policy. 24 (6), pp. 872-907, 2009.
- [3] "Hawk-Eye" ., <https://www.hawkeyeinnovations.com> (accessed 2018-08-22)
- [4] "PlaySight" ., <https://www.playsight.com> (accessed 2018-08-19)
- [5] M. Fazio, K.S. Fisher, T. Fujinami. "Tennis Ball Tracking: 3 D Trajectory Estimation using Smartphone Videos". Department of Electrical Engineering, Stanford University, 2018.
- [6] L. Draschkowitz, C. Draschkowitz, H. Hlavacs. "Predicting Shot Success for Table Tennis Using Video Analysis and Machine Learning". INTETAIN, Social Informatics and Telecommunications Engineering, 2014.
- [7] R.P. Bunker, F. Thabtah. "A machine learning framework for sport result prediction". Applied Computing and Informatics, 2017.
- [8] M. Sipko. "Machine Learning for the Prediction of Professional Tennis Matches". Final Year Project, Imperial College London, 2015.
- [9] "ATP world tour" ., <https://www.atpworldtour.com> (accessed 2018-12-7)
- [10] L. Spall. "How Andy Murray took down Milos Raonic to become Wimbledon champion". ESPN, 2016. [http://www.espn.com/tennis/story/\\_/id/16954858/how-andy-murray-took-milos-raonic-become-wimbledon-champion](http://www.espn.com/tennis/story/_/id/16954858/how-andy-murray-took-milos-raonic-become-wimbledon-champion) (accessed 2018-08- 30).
- [11] 宮原捺希. "テニスにおけるモーションキャプチャからのパターン発見". 筑波大学情報学群知識情報・図書館学類卒業論文, 2017.
- [12] Z. Ghahramani. "Introduction to Hidden Markov Models and Bayesian Networks". International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 15 (1), pp. 9-42, 2001.
- [13] 徳田恵一. "隠れマルコフモデルによる 音声認識と音声合成". IPSJ Magazine, 情報処理学会, 2004.
- [14] N. Miyahara, T. Tezuka, Y. Nakauchi. "Pattern Recognition for Tennis Tactics using

Hidden Markov Model from Rally Series”. 2019 IEEE/SICE International Symposium on System Integrations, 2019 (to appear).