

動画認識を用いたテニスの戦術コーチングシステム

— Tennis Strategy —

1. 背景

テニスで試合に勝つためにはミスをしたくないことが重要である。トッププロの試合の場合でも得失点は 8 割以上がミスによるものだ。プレイヤーはミスを減らすことを目的とした練習を日々行っている。

ミスの発生する過程は一般的に「認知ミス」、「判断ミス」、「実行ミス」の 3 段階に分けられる。認知ミスとは、自分や相手の技術力を見誤ることで生じるミスである。判断ミスとは、自分がミスしにくく相手がミスしやすい行動を選択できていないミスである。実行ミスとは、プレイヤーの技量の問題で打とうと思ったショットを打てないミスである。抽象的でわかりづらいと思うので具体例を上げる。試合中に「相手はバックハンドストロークが苦手そうだと認知し、「相手バック側にショットを打とう！」と判断し、「打つ動作をする」と何度か実行したが試合で負けたとする。この敗因は 3 つ考えられる。「相手はバックハンドが苦手ではなかった」という認知ミス、「相手のバック側を狙ったが、アウトギリギリを狙いすぎていた」という判断ミス、「自分のバックハンドの技術力が足りない」という実行ミスである。試合を振り返る時にミスという結果だけを見ずにその発生要因(特に戦術面)を明らかにすることは非常に重要である。

認知ミスと判断ミスは戦術的ミスとも言える。テニスの試合、特にアマチュア同士の試合において技術的に相手を上回っていても試合に負ける場合がよくある。これは戦術的ミスを多くしていることに起因する。相手が得意なコースにショットを集めてしまうと総合的な技術力で上回っていても負ける場合がある。最近になりテニスにおける戦術の重要性は認知されつつあり、例えば戦術解説を専門とするテニス系 YouTuber が人気を得ている。

戦術はこれほど重要であるにもかかわらず学ぶことが難しい。第一に、戦術は個々人に最適化されているため人から教わりづらい。10 人いれば 10 通りの戦術がある。テニススクールは技術的指導に偏っている。熟練者に質問したり参考書を読んだりすることで多少学べるものの一般論の域を出ず、個々人に最適化された戦術を学ぶことは難しい。第二に、個々人に最適化するためには個々人のデータ(試合中の配球・ショットのミス率・プレイヤーのポジショニングなど)が必要だが計測が難しい。近年スポーツアナリティクスと呼ばれる分野が注目されるようになっている。欧米のトッププロは高価な計測機器(トラックマン/ホークアイなど)を導入し、ストラテジアナリストを雇い、データに基づいた戦術指導を受けることで勝率をあげている。しかし資金力の乏しいプロやアマチュアにはデータの計測は困難である。東京大学運動会庭球部の一人にインタビューしたところ、試合中の配球などを手動でエクセルに記録していたがコストが高すぎたため断念したらしい。日本ランク 30 位以内のプロにインタビューしたところ、日本でデータに基づいた戦術支援を受けているのは錦織と大阪だけだろうとのことだった。第三に、データを取得できたとしてもそこから戦術をどうすべきかという具体的な行動指針に落とし込むのが難しい。

2. 目的

第一に、アマチュアユーザが撮影可能な動画からテニスの試合を記録するシステムを作

る。特殊な機材やテニスコートではなく、スマートフォン 1 台で撮影し、プレイヤーの位置と動作、ボールの落下点を計測する。

第二に、計測したデータをプレイヤーが理解しやすい形で可視化し、自分と相手の技術傾向を把握することを支援するシステムを作る。これにより「認知ミス」を減らすことを目指す。

第三に、計測したデータからテニスにおける状態(プレイヤー同士の位置関係など)と行動(プレイヤーがショットを打った地点とボールが落下した地点など)を離散的に定義し、勝率の高い、もしくは低いような状態と行動の組み合わせを提示するシステムを作る。これにより「判断ミス」を減らすことを目指す。

3. 開発の内容

3.1. 戦術分析

動画認識により得られたデータを用いて、戦術分析を行う。戦術分析では、試合データから確率モデルを生成し、シミュレーションによって、試合の中で得点に結びつく(結びつかない)ショットの抽出、ショットの報酬の可視化、ラリーの生成を行う。

マルコフ決定過程に基づいてテニスの試合を確率モデル化した。

確率モデルのなかで、増やすべきショットと減らすべきショットの 2 種類を抽出した。図 1 のように、あるショットの出現確率を変化させ、収束時の得点状態を見て判断を行う。例えばショットの出現確率を増やした時に、最終的な得点状態が増加した場合、そのショットは得点に結びつくショット(=勝つために増やすべきショット)とした。逆にショットの出現確率を減らした時に、最終的な得点状態が増加した場合、そのショットは得点に結びつかないショット(=勝つために減らすべきショット)とした。

1. 特定のショットの確率を変化させる
2. 得点への収束する状態を見ることで、そのショットが得点に結びつくか判断する

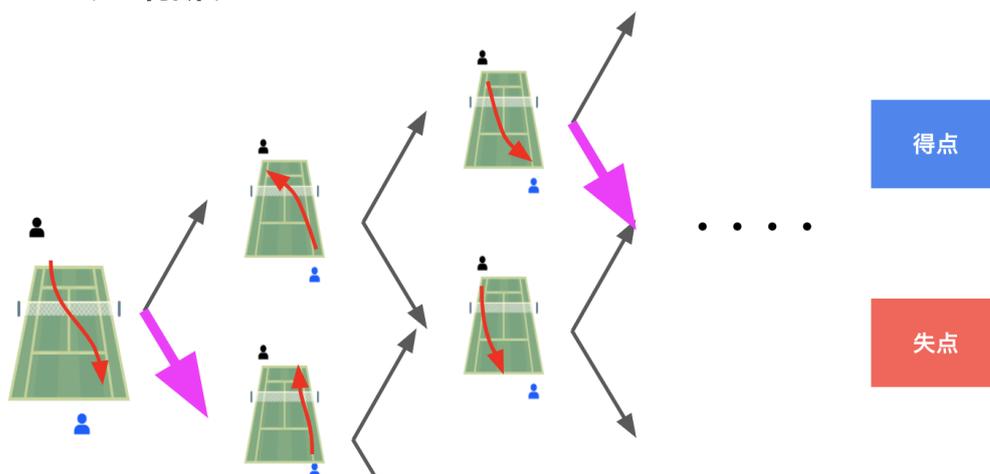


図 1: 確率モデルのイメージ

分析レポート内では、得点率の変化と、勝率の変化を提示した。得点率は変化させる前の基準値と変化させた後の値を提示している(図 2)。勝率は、得点率をゲーム取得率に換算し、ゲーム取得率をセット取得率に換算し求めた。

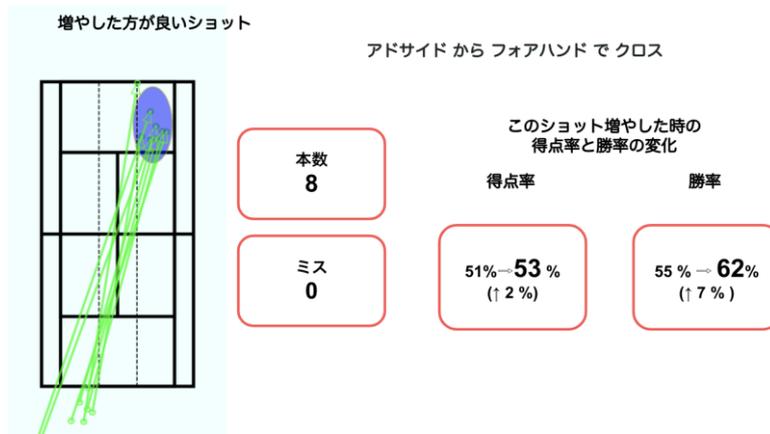


図 2: 増やすべきショットの分析例

ラリーの生成は、モンテカルロシミュレーションによって、ショットのやりとりを再現し生成した。作成した確率モデルに基づいてショットを生成した。ラリーの生成は、初期状態としてサーブを与えることで始められる。

分析レポートの中では、増やすべき／減らすべきショットの効果の説明に用いた。提案したショットを打つことでどういう展開になるかをシミュレーションによって求めた。

増やすべきショットが得られた時に、そのショットが含まれたラリーを探索し、その後のショットの組み合わせを2ショット先に渡って集計を行った。そして、最も発生したショットの組み合わせを、そのショットによって頻出した展開として提示した。

3.2. 動画認識

まず全体の流れの説明を行う。動画認識で必要となってくる具体的な技術は大きく分けて、選手・ボール・コート of 3つの要素から構成される。これらの要素を一つのシステムにした場合は図3のような構成になる。

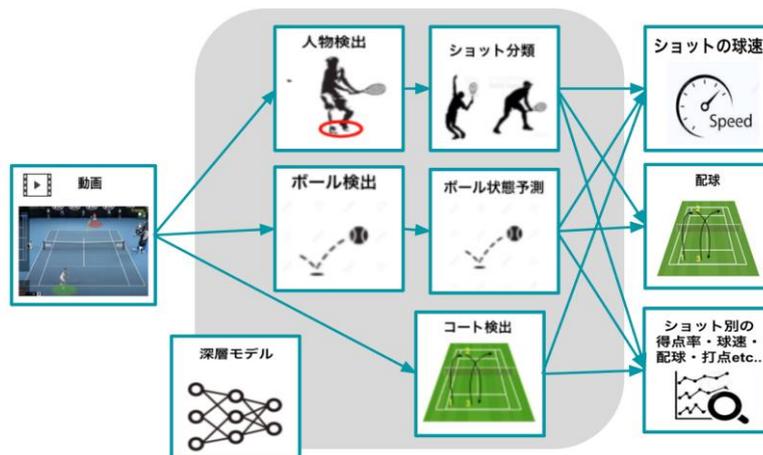


図 3: 動画認識の流れ

次に、人物検出、ボール検出とボール状態予測、コート検出、ショット分類に分けて簡潔に説明する。実装には、Python と深層学習ライブラリの PyTorch を用いて行った。

- 人物検出
人物検出では、物体検出モデルである CenterNet を使用した。現在はシングルの試合を仮定しており、人物検出で出てきた候補の中からコートの手前と奥の 2 人を選手として割り当てを行っている。
- ボール検出とボール状態予測
ボール検出とボール状態予測は同じモデルで予測を行った。このモデルも上記の人物検出で用いたモデルと同じ CenterNet を使用した。
- コート検出
コート検出でも CenterNet を用いて検出を行った。
- ショット分類
先行研究を参考にして独自の実装を行った。先行研究ではショットを打ったタイミングについては予測していたが、どのショットを打ったのかという情報を予測していなかった。そこでショット情報も含めて出せるようにモデル構造を修正した。

精度は手元のデータで 95%ほど出ており適切な環境であれば正しく予測できることが確認できた。

3.3. Web アプリケーション

戦術分析をユーザに提供するための Web アプリケーションインターフェースを開発した。Web アプリケーション開発フレームワークとして Django を利用し、フロントエンド開発には HTML, CSS, Bootstrap を用いた。クラウド環境は Amazon Web Services の EC2 サーバーを用いた。以下実装した機能を説明する。

- ログイン
メールアドレスとパスワードを入力することでログインする機能を開発した。個々のユーザごとにデータを蓄積することで、パーソナライズされた分析を提供することを目的としている。
- 試合の新規作成
ユーザは撮影した動画を YouTube にアップロードし、その共有リンクを本アプリに登録する。テニスの試合動画は数十ギガバイトにおよぶ場合があり、データ転送料金やデータストレージの利用料金が大きくなることが予想されたため、動画は YouTube にアップロードしてもらう形式にした。
- アーカイブ
新規作成した試合を一覧形式で表示する機能を実装した。試合のタイトルと動画のサムネイルが一覧形式で閲覧でき、自分のデータを蓄積しているという実感をユーザに与えられる。それぞれのアイテムをクリックすると試合の詳細画面に遷移する。
- 試合の詳細
認知ミスを減らすための集計分析と判断ミスを減らすための戦術分析を提供する。基礎的な分析として、ユーザから受け取った動画を圧縮し、プレー中の動画のみを集めたラリー動画を表示する機能、プロの試合で表示されるような集計データを表示する機

能、サーブの落下点とストロークの落下点をフォアハンドとバックハンドごとに表示する機能、試合で打ったストロークのコースを左右で3分割、前後で3分割して表示する機能を実装した。戦術的な分析として、その試合において得点につながりやすかった配球を有利なショット、得点につながりにくかった配球を不利なショットとして表示する機能、得点率が良かった配球と悪かった配球について、実際のシーンを動画で表示し、コースとそのばらつきを表示する機能を実装した。

- ダッシュボード

複数試合におけるスタッツの推移、ストロークの傾向、勝率、ポイント獲得率を表示する。長期的に自分の技術力を観測することで、認知ミスを減らしたり、技術力の成長を実感できたりするユーザエクスペリエンスを提供することを目的としている。

4. 従来の技術(または機能)との相違

従来のテニスの分析アプリケーションと本プロジェクトの違いは、勝つために打つべき具体的なショットの提案を行うことである。従来のシステムでは、試合のデータの集計をしてアプリケーション上で提示するのみである。我々はデータの集計はもちろん、それらを分析することで得点に結びつく確率の高いショットや、逆に、失点に結びつく確率の高いショットの抽出を行った。

ショットを増やす／減らす施策を行うことで期待される効果は、得点率・勝率の変化やショットの後に発生頻度の高かったショットを求めることで提示している。

5. 期待される効果

本プロジェクトでは、動画から試合をデータ化し、勝つために打つべきショットの分析を行った。現状では、データから打つべき戦術分析を行っているサービスは存在しないが、今後動画認識技術の民主化によって、多くのプレイヤーが戦術分析を行い、知能戦としてテニスの楽しさが普及することを期待している。

また今後データが充実することで個人に最適化された戦術が確立される世界の実現も期待している。

6. 普及(または活用)の見通し

データの抽出の精度は、動画認識の技術に大きく依存する。普及に際して、動画認識技術の精度が不十分なため今後改善に取り組み実用化を目指す。この課題に対して、今後2つの取り組みを行なっていく計画である。1つ目が、学習データセットの作成である。動画認識に用いられる物体検出技術は、学習データセットの量で一定の改善が見込まれる。2つ目が、撮影機体の追加である。現在はスマートフォン1台をコート後方に設置している。手前側のコートの様子はよく見えるが、奥側のコートは画質が荒いせいもあり、検出精度が下がることが確認されている。この問題に対して、複数台カメラを設置した試合撮影を計画している。まずは、両側コート後方にスマートフォンを設置した条件で、検証を進める予定である。実用化は2022年以内を目指している。

実用化をクリアすることを前提に事業化を検討している。事業化に向けて、大学テニス部とプロ選手へ顧客ターゲットを絞って検証を進めている。

7. クリエータ名(所属)

- 開 航平(東京大学 大学院工学系研究科 技術経営戦略学専攻)
- 鈴木 碩人(Sansan 株式会社 DSOC 研究員)
- 高草木 和史(東京大学 大学院農学生命科学研究科 農学国際専攻)