©NSCA JAPAN
Volume 29, Number 8, pages 4-10

特集 feature

テニスのゲームパフォーマンス分析におけるテクノロジーの発展と現場での活用

髙橋 仁大, Ph.D., 鹿屋体育大学 教授

1. はじめに

テニスはシングルスでは1名のプレーヤーが、ダブルスでは2名のプレーヤーがネットを挟んで対峙し、ボールを打ち合ってポイントを競うスポーツである。プレー中は常にコート内をボールが行き交うとともに、コート上をプレーヤーが動き続ける。さらにテニスは他のラケット型およびネット型の競技に比べて、プレーヤーが守らなければならないコートの範囲が広い。シングルスではおよそ縦11m、横8mのコート内にバウンドする打球を返球しなければならない。プレーヤーが動く範囲はコートの広さよりもさらに広く、男子の世界トップ選手の試合では1セット当たりの総移動距離はおよそ1,000mになるというデータもある。またサービスのスピードは最速でおよそ260km/hという記録があるなど、打球の高速化も著しい。これらの技術的な発達に加えて、テニスで1つのトーナメントを勝ち上がるためには、1週間という大会期間を通じて自身のパフォーマンスを発揮する必要があるとともに、試合中には原則として外部からのコーチングを受けることができないことから、試合中の意思決定ならびに状況判断をプレーヤー自身が行なわなければならない。さらに、プロの世界では毎週のように世界各地で行なわれるトーナメントを転戦し、それぞれのトーナメントで勝ち上がることによりランキングを維持し、かつ賞金を獲得することが必要であり、プレーヤーにとっては過酷な環境であるといえる。

そういった中でプレーヤーをサポートする体制も整備されてきているが、その一環としてゲームパフォーマンス分析も徐々に浸透してきている。ゲームパフォーマンス分析とは、一言で言えば試合で発揮されたパフォーマンスの数値化であり、プレーヤーの課題の発見や対戦相手のスカウティング、コーチングへの活用など、その必要性は高まってきているといえる。このゲームパフォーマンス分析は、近年のテクノロジーの発展により、自動的に収集できるデータの範囲が広がり、その量も増大してきている。

そこで本稿では、近年に発表された文献を基に、テニスにおけるゲームパフォーマンス分析で用いられるテクノロジーを概観し、現場での活用に向けてのヒントを提案する。

2. テニスのゲームパフォーマンス分析におけるテクノロジーの発展にかかわる海外文献レビュー

1）トラッキングシステム：Hawk-Eye

前述のように、テニスのプレー中は常にコート内をボールが行き交うとともに、コート上をプレーヤーが動き続ける。このように動くものを捕捉する技術はトラッキングと呼ばれ、複数のカメラを用いたシステムやレーダー技術が活用されている。近年のスポーツ界ではこのトラッキング技術が急速に導入されている。テニスにおいては2002年以降のツアー大会等において、複数台のカメラを利用するHawk-Eye systemが導入された（hawkeyeinnovations.com[7]、以下Hawk-Eyeとする）**（図1）**。このシステムの当初の目的はライン判定の補助であったが、近年はプレーヤーのトラッキングや打球の分析などにも用いられ、Hawk-Eyeのデータを用いた論文も多く発表されている。

Loffingら（12）は、男女合わせて54試合の8,098ポイントを対象に、Hawk-Eyeのデータからラリー中のボールの軌跡のデータを取得し、左利きプレーヤーとの対戦でどのような配球がされているかを調査している。その結果、

プレーヤーはラリー中、基本的に相手のバックハンド側に配球することが多く、対戦する両プレーヤーが同じ利き手の場合は、およそ60%の打球がバックハンド側に配球されている。この配球の割合は、左利きのプレーヤーから右利きプレーヤーへの配球では同じ傾向を示すが、右利きプレーヤーから左利きプレーヤーへの配球ではその傾向が異なった。右利きプレーヤーは左利きプレーヤーのバックハンド側に配球する割合が低く、その傾向は右利きプレーヤーがバックハンドを打球する際に特に顕著であった。これは、左利きプレーヤーは相手の利き手にかかわらず同じ配球を用いており、右利きプレーヤーは相手の利き手によって配球の割合が変わることを示している。テニスでは左利きプレーヤーが有利であるということが経験的に言われているが、この研究はそのことをデータから証明している可能性を示した。またこの研究は、筆者らの調査した範囲ではHawk-Eyeのデータを用いた最初の論文であるが、Hawk-Eyeで取得できるデータの一部(ボールの軌跡)のみを研究に用いているものであり、トラッキングデータを用いた研究の先駆けという位置づけといえるだろう。

それにひきかえ、Mecheriら(13)は、Hawk-Eyeのデータを包括的に分析した最初の研究であるといえる。26万ポイントを超えるデータセットから、主にサービスに関連する各種のゲームパフォーマンスデータを示している。ここでは、例えばサービスのスピードが速くなるにつれてサーバーのポイント取得率が高くなるという傾向**(図2)**や、サーバーのポイント取得率はラリーが続くに従って下がってくる**(図3)**など、膨大なデータに基づいたゲームの傾向が明確に示されている。この研究においても、ボールの三次元トラッキングデータから各種の指標を算出しており、筆者らがこれまで取り組んできたような記述的ゲームパフォーマンス分析で取得できるデータ数を大きく凌駕する膨大なデータから結果を示している。トラッキングの技術は各種のデータを自動的に取得できるということが大きな特徴である。ゲームパフォーマンス分析で最も時間と労力がかかるところがデータ収集とそのコード化であったということを考えれば、筆者らにとっては夢にみていたような環境が整えられたともいえよう。

Meursら(14)は、2017年の全豪オープンの男子シングルスを対象に収集されたHawk-Eyeのデータ9,171ポイント、20,104ショットを用いて、打球位置によるプレーヤーの優位性を示す指標であるPA Index(Positional Advantage Index)を算出し、その妥当性を検証している。PA IndexはCarvalhoら(1)

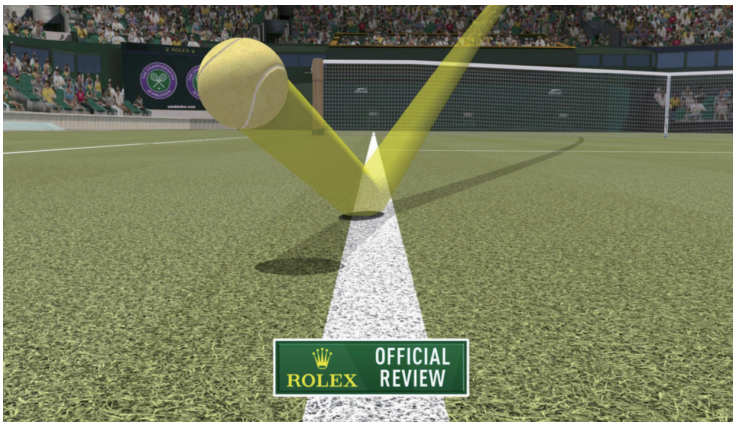

図1　Hawk-Eyeによるライン判定の例(7)

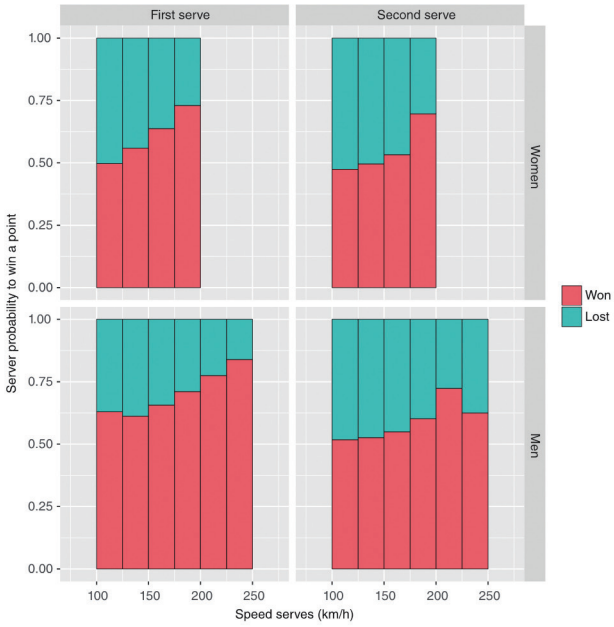

図2　サーバーのポイント取得率とサービススピードの関係(13)
上段が女子、下段が男子、左側がファーストサービス時、右側がセカンドサービス時のデータである。横軸がサービススピードの区分けで縦軸がサーバーのポイント取得率を示す。棒グラフの下側がサーバーの得点、上側がレシーバーの得点となる。男女のいずれにおいても、サービスのスピードが速くなるにつれてサーバー側の得点率が高くなる傾向にあるといえる。

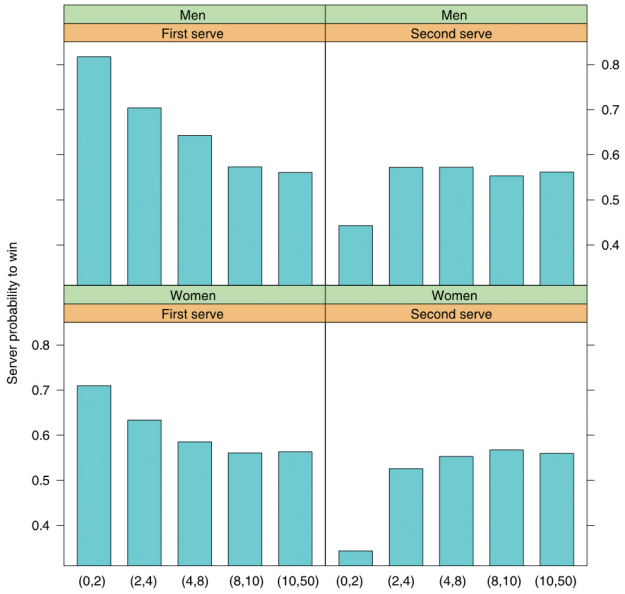

図３　サーバーのポイント取得率とラリー回数の関係(13)

上段が男子、下段が女子、左側がファーストサービス時、右側がセカンドサービス時のデータである。横軸がラリー回数の区分けで縦軸がサーバーのポイント取得率を示す。男女のいずれにおいても、ファーストサービスにおいてはラリーの回数が増えるにつれてサーバーのポイント取得率は低くなっている。セカンドサービスにおいてはラリー回数２回までを除き、おおよそ一定の傾向にあるといえる。

図４　Trackman

が開発した指標であるが、Carvalhoら(1)は、その指標を開発するために大会会場に設置した１台のカメラの映像から27ポイントのラリーの映像を収集し、二次元DLT法を用いてプレーヤーの打球位置の算出を試みている。一方でMeursら(14)は、上記のとおり9,171ポイントを対象に分析を行なっており、対象とするデータ数は比べものにならない。Meursら(14)はこのように大量のデータを扱うことで、このPA Indexをより良く改善することを試みたが、この研究の結果からはCarvalhoら(1)が示したPA Indexの算出式を改善するような要素は見当たらず、PA Indexのオリジナリティを支持する結果を示していた。

このようにHawk-Eyeのデータを用いた研究は、大量のデータを扱えるということが大きな特徴であり、そこから新しいトレンドを産み出す可能性を示しているといえる。一方で、このHawk-EyeのデータはHawk-Eye側に権利があることから、研究でのデータ利用に関してはHawk-Eye側との間に何らかの取り決めを定める必要があるものと思われる。現在、ツアー大会などの大きな大会ではこのHawk-Eyeを用いることが条件となっていることから、日本国内でツアー大会が行なわれる際には、Hawk-Eyeのデータを研究に利用することの可能性を探っていきたいものである。

2)その他のトラッキングシステム

Hawk-Eye以外にも、レーダー技術を用いてボールをトラッキングするTrackMan Tennis Radar(TrackMan Inc.；以下、TrackManとする)**(図４)**や、Hawk-Eyeと同じく複数台のカメラを用いたplaysight(PlaySight Interactive ltd.)、また民生用としてはラケットに装着してラケットの動きを計測することで打球に関するデータを収集するラケット装着型センサ(ex. HEAD Tennis sensor[8])など、ボールやプレーヤーのトラッキングを行なう機器が開発され、それらを活用した研究が進められている。

Murata＆Takahashi(16)は、TrackManの示すボールのスピードと回転数の精度について、ハイスピードカメラで撮影した映像から算出したデータとの比較から検討している。その結果、スピードと回転数の精度は十分に信頼できるものであることや、TrackManのデータは瞬時に表示されることから、コーチングに有用なデータを示す機器であることが示された。このTrackManを利用した研究はすでに複数報告されており、例えば村上ら(15)は、日本で行なわれた女子の国際大会を対象に、ゲーム中における打球のスピードと回転数について詳細に報告している。またKoyaら(10)は、ジュニア選手を対象に、サービスのスピードと回転数が体格や運動能力とどのように関連があるかを調査している。男子選手はサービスのスピードと体格ならびに運動能力とに関連がみられる一方、回転数には関連がみられなかった。また女子選手はサービスのスピードと関連があったのは体格であり、回転数は一部の運動能力と関連があったことを示した。このように実践現場ではTrackManを用いた研究が進められており、スピードと回転数という２つの指標を併せて考えるという意義が現場にも浸透しつつあることから、今後のさらなる研究の

展開が期待される。

Edelmann-Nusserら(2)は、複数の種類のラケット装着型センサを対象に、センサにより収集されるデータの精度について、playsightから得られるデータも併せて比較検討している。その結果、センサやplaysightから収集された各種のストロークの回数のデータは、観察されたデータとの一致度がいずれも低く、特にボレーのデータはグラウンドストロークと判断されるなど、測定されたデータに占めるエラーの割合が高いことが明らかになった。ラケット装着型センサにおいてもカメラを用いる映像処理においても、ストロークの種類を判別することは難しい課題といえるのかもしれない。特にテニスにおいては地面にバウンドしたボールを打球したり地面に落とさずに打球したり、ラケットを横にスイングしたり縦にスイングしたりなど、技術のバリエーションが多岐にわたっている。それらをセンサや映像から自動的かつ正確に判別することには大きな課題が残されているといえる。

3) Big data analysis

このようにテニスの現場で活用される測定機器が開発されている一方で、これらの機器で得られるような膨大な量のデータであるBig dataを分析する技術についての開発も進んでいる。特に人工知能を活用した機械学習による分析は工学分野で発展してきた方法であり、現在ではスポーツ分野でも活用が進んでいる。テニスを対象とした研究においても、Whiteside＆Reid(19)やGanserら(6)、Fernandes(4)などが機械学習の方法を用いている。

Whiteside＆Reid(19)は、4年間の全豪オープンで行なわれた男子シングルス151試合における25,680本のファーストサービスをデータとして、決定木分析の手法を用いてサービスの結果(エースかインプレーになったか)を予測した。決定木分析とは、ある2つの結果(ここではサービスがエースかインプレーか)を様々な変数から予測する際に、各変数において結果の分類を最も明確に説明できる基準を明らかにしていくものである。ここではサービスに関する各種情報(打点位置、スピード、打球角度、落下位置、プレーヤーの位置関係)およびサービス時のスコアを決定木分析の変数とした。その結果、打球角度と落下位置ならびにスピードとの関係から、サービスの結果を予測できる可能性が示唆され、特に打球角度と落下位置がサービスの結果に関係していることが示された。この研究での打球角度とは、サービスの打点位置とレシーバーとを結んだ直線に対する、打点位置と落下位置を結んだ直線との角度を示しており、打球がレシーバーからどれくらい離れているかを示したものといえる**(図5)**。この打球角度については5.88°がエースとインプレーとの識別基準となっていること、また落下位置についてはサービスボックスのラインから15.27cmが識別基準となっていることが示された。これまでの指導現場では経験的にサービスボックスのどのあたりにバウンドさせるか、といったことをボールコントロールの目安として評価してきたが、この研究はBig dataを基にした分析の結果から、打球角度という指標でレシーバーとの関係を示したことに加えて、落下位置の基準としてサービスボックスのラインからの距離をcm単位で示したことから、サービスのコントロールをトレーニングする際の明確な基準を示したものと捉えることができる。

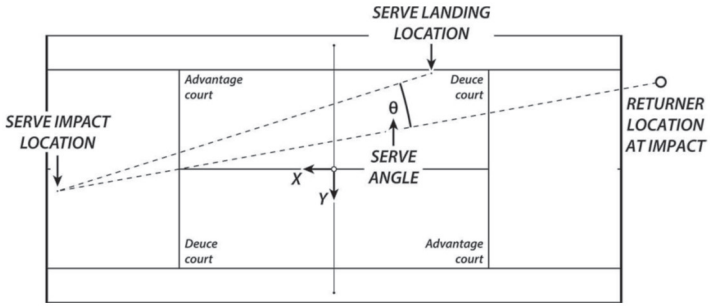

図5　Whiteside＆Reid(19)によるサービスにおける打球角度の算出方法
サービスの打点位置(serve impact location)とレシーバーの打球時の位置(returner location at impact)を結んだ線に対する、サービスの打点位置(serve impact location)とサービスの落下位置(serve landing location)を結んだ線が成す角度(θ)を打球角度としている。

Ganserら(6)は、Big dataを得るためのウェアラブルセンサの開発を目的に、テニスのプレー中に手首に装着するセンサを開発し、プレー中のショットを自動的に分類することの妥当性について検証した。このセンサは加速度計、ジャイロセンサ、磁気センサ、集音器を備えたもので、手首に装着してプレーすることで各種データを取得する。幅広い年齢層のアマチュアプレーヤーを対象に5,682ショットのデータを取得し、ショットの分類を行なうアルゴリズムの開発を試みた。ショットの分類には、ディープラーニングの手法の中でも畳み込みニューラルネットワーク(Convolutional Neural Network)を用いた。その結果、およそ95～97%の精度でショットの分類ができることが示された。テニスをプレーする際に、この研究のように手首に何らかの装置を装着することにより影響があることは否定できない。また、この研究でのショットの分類はグラウンドストロークとサービスに限定されていることから、そもそも比較的分類

しやすいショットを対象として選択していたともいえる。我々の行なった研究(18)においても、ラケット装着型センサを用いたショットの分類については、同じような動作で行なわれるもの(例えばフォアハンドストロークのスライスとフォアハンドボレー)はその精度が極端に低くなることがわかっている。先述のEdelmann-Nusserら(2)の研究と同様に、ショットの分類の自動化に関する研究については今後のさらなる進展が待たれる。

Fernandes(4)は、ATP(男子プロテニス協会)の公式ウェブサイトで公開されているプレーヤーに関する各種のデータを基に、試合の勝敗予測を行ない、その予測の精度について検証した。2014年と2015年に現役として活動していた220名のプレーヤーのデータを用いて、各プレーヤーのタイトル数、生涯勝率、サーフェス別の勝率、四大大会での勝率、最近10試合での勝ち試合数といったデータを収集し、それらのデータを基にしたプレーヤーの勝敗予測をニューラルネットワーク、適応型ニューロファジィ推論システム、重み付けを施した強度方程式などの手法により検討している。いずれの方法もランキングに基づいた予測やブックメーカーによる予測よりも高い精度を示し、テニスの勝敗予測におけるこれらの機械学習の有効性が示された。機械学習の手法は様々あり、この研究でも示されているように、どのような手法を用いるかによって若干の結果の差異がみられる。しかしながら、適切なアルゴリズムを用いてコンピュータの自動的な学習によってデータの傾向を示すといった一連の手法は、Big dataの分析には最もあてはまる手法であるとも考えられ、今後のさらなる発展が期待される。

4)シミュレーション

さらに近年は、データを収集するという考え方ではなく、環境条件を変化させたり行動モデルを設定したりする中でデータがどのように出現また変化していくか、という観点から結果を予測するような、コンピュータシミュレーションを活用した研究も広がりつつある。テニスにおいてもFaganら(3)、Kovalchik&Ingram(11)、Floydら(5)などがみられる。

Faganら(3)は、テニスを題材に左利きプレーヤーの優位性について、ベイズ推定の手法で検討したが、その要因を明確に示すには至っておらず、ゲームデータを含めて検討する必要があることを述べている。

Kovalchik&Ingram(11)は、テニスの様々な試合形式での試合時間を、試合中のショットを単位としたデータで検討するようなモンテカルロ法を用いてシミュレートしている。その結果、試合形式ごとの試合時間が予測され、試合時間の長い形式であるほど、ランキングの高い選手が勝ち上がることや試合の結果の予測がしやすいことが示された。

Floydら(5)は、確率的モデリングの手法を用いてExpected Shot Value(ESV)という指標を算出し、プレーヤーの勝率との関係を示した。対戦するプレーヤーのショットごとのESVは示されたが、ベースライン同士でのラリーの状態では大きな変化がないことや、ポジションの変化によってESVも変化するという傾向が示された。

いずれの研究も、統計的な手法を用いてテニスというスポーツを数理科学の観点からシミュレートすることを試みている。テニスに限らず、スポーツの結果には量的なものから質的なものまで、非常に多くの変数が関連している。そういったことから、シミュレーションを試みる場合にはどの変数を用いるかというモデル設計が重要といえる。Kovalchik&Ingram(11)は、試合時間の予測という目的を設定したことから、シミュレーションに合致した内容であったと考えられるが、ポイントの得失や試合の勝敗など、モデル設計が複雑になるであろう結果のシミュレーションをする際には、関連する変数を可能なかぎり取り入れつつも、シンプルなモデル設計を検討することが必要といえるだろう。

3. テクノロジーをスポーツの現場で活用するには

1)海外文献レビューの観点から

カメラを用いたトラッキングは、研究ベースでは前項で紹介したような複数台のカメラからの映像を処理するものがほとんどであり、その設備やオペレーションは業務用であることが多く、気軽に現場に導入できるようなものではない。一方、現場ベースでは単一のカメラの映像から、映像内のオブジェクトの動きを処理するようなプログラムが開発されており、そのような技術を用いたアプリの開発も進んでいる。これらは、その精度については検証が必要といえるものもあるかもしれないが、指導の現場でのフィードバックに活用する際や、個々のプレーヤーを縦断的に観察するような目的で活用する際には、有用な技術であるといえる。

このようなアプリはいくつも開発されており、例えばSPLYZA Motion(株式会社SPLYZA)**(図6)**やPrePost(プレポス・株式会社 STEAM Sports Laboratory)、myDartfish Mobile Plus(株式会社ダートフィッシュ・ジャパン)などが挙げられる。いずれのアプリもスマートフォンなどを用いて撮影した動画を材料に、各種の映像加工や2つの映像の比較、数値データの算出などを行なうことができる。こういった映像の加工や比較、数値データの算出といった分析は、本来は複数のカメラを準備したり、専用のソフトウェアを用いて行なうことで、より正

図6　SPLYZA Motionのスクリーンショット(https://products.splyza.com/motion/より)

確に、またより詳細な分析まで行なうことができる。しかし指導の現場では、「映像で記録したい」「前の映像と比較したい」と思った時にすぐに記録、すぐに比較できることが重要であり、即時性や簡便性が求められるものである。スマートフォンなどで上記のアプリを用いることで、即時性や簡便性に対応できる環境が整えられることから、指導の現場に客観的データを導入するきっかけになるものと考えられる。上記のアプリ以外にも有料、無料を問わず様々なアプリが開発、流通されていることから、それぞれの現場の環境や必要性に合わせて、活用していきたいものである。

ラケット装着型センサは、その手軽さからユーザーにとっては使いやすいものといえる。このような装置は個人が継続して使用することを想定していることから、個人内の変化を記録し、その変化の程度を確認するといった使用範囲であれば、前述のような測定精度の問題はそこまで気にならないといえるかもしれない。このセンサを活用した「スマートテニスレッスン」といった事業も展開されており(17)、一般ユーザー向けのソリューションとしては今後も活用の機会が拡大していくかもしれない。

Big dataの分析やシミュレーションについては、現代のキーワードといえる「DX(デジタルトランスフォーメーション)」の一環と捉えることもできる。先述のトラッキングの手法を用いて得ることのできるデータの量は、従来の記述的ゲームパフォーマンス分析の手法とは比べものにならないくらいに大量である。このような大量のデータ、つまりBig dataを分析していくには、機械学習の各種手法を用いることが必要である。またシミュレーションにおいても、コンピュータを用いてテニスのプレーのモデル化と結果の予想を行なうようなプログラムが求められるだろう。今後はテニスに限らずスポーツ界において、この機械学習やシミュレーションを用いた分析を行なえる人材が必要とされるようになっていくだろう。

2)練習やトレーニングに活かすために

ここまで、様々なテクノロジーを用いたテニスのゲームパフォーマンス分析の現状や、現場への活用の視点について論じてきた。テクノロジーは日進月歩で進歩しており、今後も新たな技術や処理の方法などが開発・応用され、これまで見ることができなかったデータを可視化するための手段が考案されていくことだろう。その中で我々指導者は、どのようにデータを活用していくことが必要なのだろうか。この点に関して、ゲームパフォーマンス分析研究の先駆者の一人であるイギリスのMike Hughesは、分析からコーチングへ、と題した一節の中で以下のような言葉を残している。

The next phase of solving these problems in their entirety is translating the use of these objective observation systems into practice. (Hughes&Franks[9]; 筆者による意訳：これらの問題全体[筆者註：コーチとプレーヤーにフィードバックできる便利なシステムが様々にあるが、これらを活用できるかという問題]を解決するための次なる局面とは、現象を観察するシステムを現場で用いるために解釈することである)

この言葉を筆者なりに考えれば、現象を観察するシステム、すなわちテクノロジーを現場で用いる際には、そこで得られるデータを「解釈」できることが必要、ということである。各種の測定機器を用いれば、見えないものを見えるようにすることができる。その「見

えた」ものにどういった意味があるのか、測定されたデータがこれまでと異なる傾向のものであった時に、その原因がどこにあると考えるのか、これらの一連の「解釈」という行為の重要性が高まるのではないか、ということである。

現代では、本稿で取り上げたような映像やBig dataについては、人工知能を活用することによって映像の内容を認識したりその傾向を推論したりすることが可能になってきている。これはつまり、上記の「解釈」に関する行為もコンピュータによる自動化が取って代わる時代がくることを示しているのかもしれない。そのような時代が迫っていることを理解しつつも、我々はデータを見る「目」、すなわちデータを「解釈」する能力を磨くことが必要なのではないだろうか。では「解釈」する能力を磨くためには、どうすればよいか。筆者なりの回答は、現象そのものに対する知識ならびに現象に関わるであろう分野についての知識を深めるとともに、様々な分野についての教養を取り入れることで、現象に対する自分なりの哲学をもつこと、ではないかと考えている。

本稿の冒頭で示したように、テニスはシングルスでは1名のプレーヤーが、ダブルスでは2名のプレーヤーがネットを挟んで対峙し、ボールを打ち合ってポイントを競うスポーツである。このボールの打ち合いについて、本稿のレビューでは、プレーのパターンとして定型化することを試みるような研究もなされてきていることを示した。そういったデータを我々の指導の現場で見られるようになることが、近い将来には実現されるのだろう。そのときにそのデータを的確に「解釈」して、目の前のプレーヤーに適用することができるか、という点がこれからの指導者に求められることなのかもしれない。その日に備えて、我々は自分自身の指導哲学を磨き、日々アップデートしていくことに取り組みたいものである。◆

参考文献

1. Carvalho, J., Araújo, D., Travassos, B., Esteves, Pedro., Pessanha, L., Pereira, F., Davids, K. Dynamics of players' relative positioning during baseline rallies in tennis. *J Sports Sci*, 31(14), 1596-1605. 2013. https://doi.org/10.1080/02640414.2013.792944
2. Edelmann-Nusser, A., Raschke, A., Bentz, A., Montenbruck, S., Edelmann-Nusser, J., Lames, M. Validation of sensor-based game analysis tools in tennis. *Int J Comput Sci Sport*, 18(2), 49-59. 2019. https://doi.org/10.2478/ijcss-2019-0013
3. Fagan, F., Haugh, M., Cooper, Hal. The advantage of lefties in one-on-one sports. *J Quant Anal Sports*, 15(1), 1-25. 2019. https://doi.org/10.1515/jqas-2017-0076
4. Fernandes, M. A. Using Soft Computing Techniques for Prediction of Winners in Tennis Matches. *J Mach Learn Res*, 2(3), 86-98. 2017. doi: 10.11648/j.mlr.20170203.12
5. Floyd, CM., Hoffman, M., Fokoue, E. Shot-by-shot stochastic modeling of individual tennis points. *J Quant Anal Sports*, 16(1), 57-71. 2020. https://doi.org/10.1515/jqas-2018-0036
6. Ganser, A., Hollaus, B. and Stabinger, S. Classification of Tennis Shots with a Neural Network Approach. *Sensors*, 21(17), 5703. 2021. https://doi.org/10.3390/s21175703
7. hawkeyeinnovations.com (online) Hawk-Eye innovations. https://resources.platform.pulselive.com/HawkEye/document/2016/07/29/ec84be34-2375-4b5a-8854-917e0e7021f0/HawkEyeinTennis2016.pdf, (accessed 2022-06-08)
8. HEAD (online) https://www.head.com/ja_JP/sensor, (accessed 2022-06-14)
9. Hughes, M. and Franks, I. *From analysis to coaching. In Notational Analysis of Sport Second edition*(edited by Hughes, M. and Franks, I.), pp257-271. 2004. London: Routledge.
10. Koya, N., Kitamura, T. and Takahashi, H. The relationship between service performance and physical strength focusing on speed and spin rate in Japanese elite junior tennis players. *Int J Rack Sports sci*, 3(2), 10-20. 2020.
11. Kovalchik, SA. and Ingram, M. Estimating the duration of professional tennis matches for varying formats. *J Quant Anal Sports*, 14(1), 13-23. 2018. https://doi.org/10.1515/jqas-2017-0077
12. Loffing, F., Hagemann, N., Strauss, B. Automated processes in tennis: do left-handed players benefit from the tactical preferences of their opponents? *J Sports Sci*, 28(4), 435-443. 2010. https://doi.org/10.1080/02640410903536459
13. Mecheri, S., Rioult, F., Mantel, B., Kauffmann, F. and Benguigui, N. The serve impact in tennis: First large-scale study of big Hawk-Eye data. *Stat Anal Data Min*, 9(5):310-325. 2016. DOI:10.1002/sam.11316
14. Meurs, E. V., Buszard, T., Kovalchik, S., Farrow, D., Reid, M. Interpersonal coordination in tennis: assessing the positional advantage index with Australian Open Hawkeye data. *Int J Perform Anal Sport*, 21(1), 22-32. 2021. https://doi.org/10.1080/24748668.2020.1843213
15. 村上俊祐, 花木大樹, 村松憲, 三橋大輔, 髙橋仁大. テニスのゲームにおける打球スピードと回転数の実態：ITF女子サーキット10000ドル大会に出場した選手を対象として. *テニスの科学*, 28, 1-12. 2020.
16. Murata, M. and Takahashi, H. Verification of the accuracy and reliability of the TrackMan tennis radar. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part P: *J Sport Eng Technol*. 235(2), 154-160. 2020. https://doi.org/10.1177/1754337120953005
17. SONY (online) スマートテニスレッスン. https://ict.sonynetwork.co.jp/sports/tennis/, (accessed 2022-06-14)
18. 髙橋仁大, 村上俊祐, 北村哲. テニスラケット装着型センサーによる打球種別の判定に関する研究. 日本コーチング学会第26回大会プログラム, p27. 2015.
19. Whiteside, D. and Reid, M. Spatial characteristics of professional tennis serves with implications for serving aces: A machine learning approach, *J Sports Sci*, 35:7, 648-654. 2017. DOI: 10.1080/02640414.2016.1183805

著者紹介

髙橋 仁大

博士（体育学）、鹿屋体育大学教授、鹿屋体育大学スポーツパフォーマンス研究センター長。専門分野はテニスのゲームパフォーマンス分析とコーチング。主な著書にテニス指導教本Ⅰ（日本テニス協会編、大修館書店、分担執筆）、球技のコーチング学（日本コーチング学会編、大修館書店、分担執筆）など。