

構造方程式モデリングによるショートイニング型投手の投手力分析

－新戦術オープナー・ショートスターターの成功に向けて－

福西広晃* 市原尚弥 齊藤裕仁 梅田太博 大野澄雄

東京工科大学 コンピュータサイエンス学部

東京都八王子市片倉町1404-1

TEL.042-637-2111 FAX.042-637-2112

*代表者 E-mail : fukunishiha@stf.teu.ac.jp

概要

近年、メジャーリーグではオープナーやショートスターターと呼ばれる新戦術がトレンドである。これらの新戦術は、先発投手がショートイニングで交代することが特徴である。日本プロ野球 (NPB) でも 2019 年に日本ハムがオープナーを初導入したが、成功したとは言いがたい。本研究では、NPB での新戦術の成功に向けて、ショートイニング型投手の投手力に関する因果モデルを構造方程式モデリングによって作成した。投手力は 1 イニング当たりの失点数で表し、説明変数として球速、球種、投球位置を用いた。使用データは、2016-2018 年シーズンの期間で、ショートイニングの投球を前提としたリリーフ投手の全投球データである。因果モデルから、新戦術に適した投手として、球速 145km/h 以上を投げる速球派で、カットボールとスライダーの変化球を得意球とし、左バッターにはインロー、右バッターにはアウトローへの制球力を持つ投手像が得られた。

1. 序論

近年、メジャーリーグベースボール (MLB) のオープナーと呼ばれる新戦術が導入された[1]。オープナーとは、リリーフを本職とする投手が先発し、その後、先発を本職とする投手がロングリリーフを行う戦術である。またオープナーに似た戦術として、ショートスターターがある。これは、同じ打者と 2 回以上対戦しないように投手交代を行う戦術である。いずれもショートイニングの投球を前提とした先発投手 (オープナーと呼ぶ) が置かれることが革新的であり、従来の先発投手の概念を覆すものである。さらなる発展形として、1 イニング毎に投手交代を行うブルペンデーと呼ばれる戦

術も存在している。新戦術が採用された背景には、セイバーメトリクスと呼ばれるベースボールのビッグデータ分析の影響が大きい。例えば、前半イニングで失点が多いことや、複数回の対戦によって打者が有利になることなどが明らかになってきたことが挙げられる。これらの対策にショートイニングを抑えることを本職としたリリーフ投手を起用するのは理にかなうものである。また、セイバーメトリクスによって 2 番打者最強説[2]が注目されてきたが、2 番打者の第 1 打席に対する対策としても有効である。新戦術が浸透すれば、2 番打者最強説も過去のものとなるかもしれない。

MLB で最初にオープナーを導入したのは、2018 年シーズンのタンパベイ・レイズであった[3]。タンパベイ・レイズは、MLB において選手総年俵が下位のチームであり、先発投手が不足していたことがオープナー導入のきっかけであった。中継ぎが本職のライン・スタニックは、オープナーとして 29 試合で登板し、40 イニングを投球している。オープナー導入後のチーム平均防御率は減少し、最終的なチーム成績は 90 勝 72 敗、ワイルドカード争いで 3 位となる好成績を残した。タンパベイ・レイズを皮切りに、他チームにも普及し、2018 年中にロサンゼルス・ドジャース、ミネソタ・ツインズ、オークランド・アスレチックス、テキサス・レンジャース、2019 年にもニューヨーク・ヤンキースなどでも導入が始まった。MLB ではもはやトレンドの戦術となっている。

日本プロ野球 (NPB) においても、2019 年シーズンに北海道日本ハムファイターズ (日ハム) が初めてオープナーを導入した[4]。最終的に日ハムのチーム成績は 65 勝 73 敗 5 分、パ・リーグ 5 位となり、前年の 74 勝 66 敗 3 分、3 位と比較して悪化している。オープナ

一の導入が悪化原因と言い切れないが、プロ野球評論家らの見解では効果的ではなかったという見方が強い。池田親興氏によれば、MLB ではオープンナーにクローザーや勝ちゲームの中継ぎレベルが起用されることに對し、日ハムではこれまで活躍していない投手の新境地として起用していたためだと分析している[5]。

本研究では、NPB でのオープンナー・ショートスターターの成功に向けて、ショートイニング型投手の投手力に関する因果モデルを作成する。本研究におけるショートイニング型投手とは、スタミナコントロールを必要としない全力投球を主体とした投手であり、オープンナーやショートスターターにおける先発投手の位置付けである。モデル化の手法として、構造方程式モデリング (Structural Equation Modeling: SEM) [6,7]を用いる。最終的に、作成モデルから有能なショートイニング型投手の投手像を結論付ける。

2. 提供されたデータセット

第 9 回スポーツデータ解析コンペティションにおいて、日本プロ野球 2016-2018 年シーズンのセ・パ両リーグの全試合データセットが提供された(データ提供: データスタジアム株式会社)。データの種類には、試合結果のデータ (game)、選手属性のデータ(player)、各試合の投手成績のデータ(game_log_pitching)、各試合の打者成績のデータ(game_log_batting)、各試合の 1 投球あたりの状況を表すデータ(pitch_by_pitch)が含まれる。

3. 方法

3.1. モデル作成用データの生成方法

本研究では、NPB でのオープンナー・ショートスターターの成功に向けて、ショートイニング型投手の投手力に関する因果モデルを作成する。本研究におけるショートイニング型投手とは、スタミナコントロールを必要としない全力投球を主体とした投手であり、オープンナーやショートスターターにおける先発投手の位置付けである。使用できるデータ期間は 2016-2018 年シーズンのため新戦術に関わるデータは存在しないが、リリーフ投手(中継ぎ・抑え)の全投球データからショートイニング型投手をモデル化できると考えた。MLB において本職がリリーフである投手の能力が新戦術の

【1】	【4】	【7】
【2】	【5】	【8】
【3】	【6】	【9】

図 1 ストライクゾーンの投球区域別
右が一塁側、左が三塁側を表す。

成功要因となっていることを踏まえても、リリーフ投手の投球データを用いることは妥当である。中継ぎは、試合の進行状況次第で 3 イニングを超えるロングリリーフになることがあるが、スタミナコントロールを前提に登板していないと見なし、データに含めることとする。

投手力を表す変数として、1 イニング当たりの失点数を用いた。また、投手力に影響を与える説明変数として、(1) 球種別投球率、(2) 球速区分別投球率、(3) 投球位置区域別投球率とした。説明変数の詳細は、以下となる。

- (1) 球種別投球率の 10 球種: カーブ, シュート, カットボール, フォーク, スライダー, チェンジアップ, シンカー, パーム, ナックル
- (2) 球速区分別投球率の 11 区分: <110, 110-115, 115-120, 120-125, 125-130, 130-135, 135-140, 140-145, 145-150, 150-155, >155 (km/h)
- (3) 投球位置区域投球率の 9 区域: ストライクゾーンの【1】-【9】(図 1)

以上の変数に対応するデータは、リリーフ投手が投入された試合のリリーフイニングを抽出し、1 試合単位で集計した。集計データは、シーズン、リーグ、チーム、投手個人を区別していない。これらを区別しないことにより、モデル作成に用いるサンプル数は 4879 試合 (12 チーム 3 シーズン分) となり、モデル化には十分な量である。これによって作成されるモデルは、NPB におけるショートイニング型投手の投手像を表すものとなる。

3.2. 分析手法

本研究では、分析手法として構造方程式モデリング (Structural Equation Modeling: SEM) [6,7]を用いた。

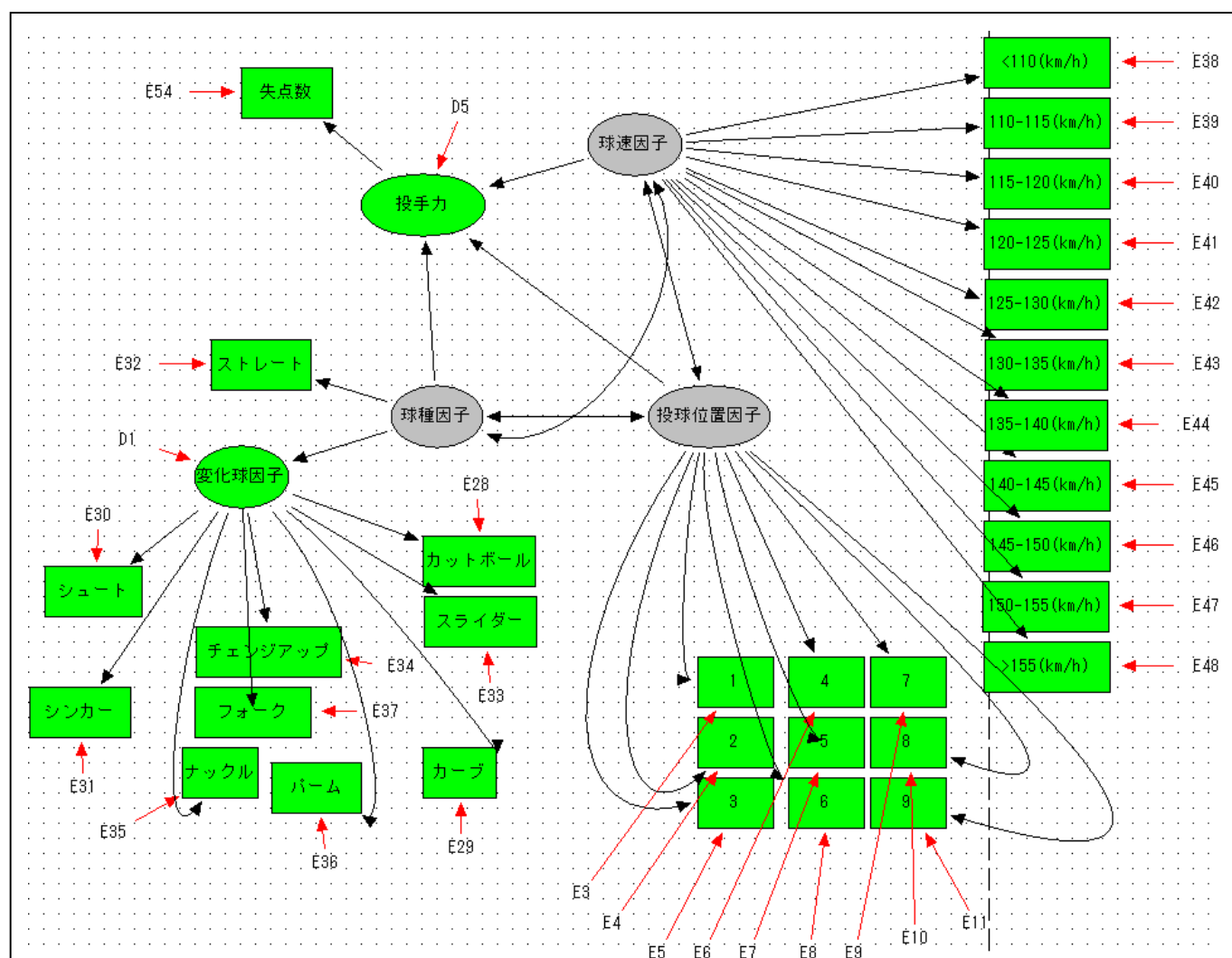


図2 因果モデル（パス図）

四角枠で示す項目は観測変数、丸枠で示す項目は潜在変数を表す。E または D は誤差項であり、番号付けしている。左上の「失点数」は、1 イニング当たりの失点数を意味する。

SEM は、変数間の因果関係を推論するために因子分析と多重回帰分析（パス解析）の手法を合わせもつ手法である。因子分析と同様に潜在変数を導入し、観測変数-観測変数間の因果関係のみならず、潜在変数-観測変数間、潜在変数-潜在変数間の因果関係を推論することが可能となる。GFI（Goodness of fit index）、AGFI（Adjusted GFI）、RMSEA を適合度指標としてモデルの妥当性を評価できるとともに、パス係数の大きさや符号から因果の大きさを評価することがすることができる。本研究では、SEM の実行環境として「StatWorks/V5 総合プレミアム」（提供：日科技研）を使用した。本環境では GUI ベースで複雑なモデル構造を容易に設計することが可能である。

SEM による因果推定では、潜在変数が導入できることが大きな特徴である。本研究では、潜在変数として

「投手力」、「球速因子」、「球種因子」、「投球位置因子」、「変化球因子」を設定し、図2に示す因果モデルを仮定した。このモデルは以下の構造をもつものとする。

- 投手力は、1 イニング当たりの失点数と因果関係を持つ
- 球速因子、投球位置因子、球種因子は投手力と因果関係を持ち、各因子は相互に相関関係を持つ
- 球速因子は、各球速区分と因果関係を持つ
- 投球位置因子は、ストライクゾーンの各投球区域と因果関係を持つ
- 球種因子は、ストレートと変化球因子と因果関係を持ち、変化球因子は各球種と因果関係を持つ

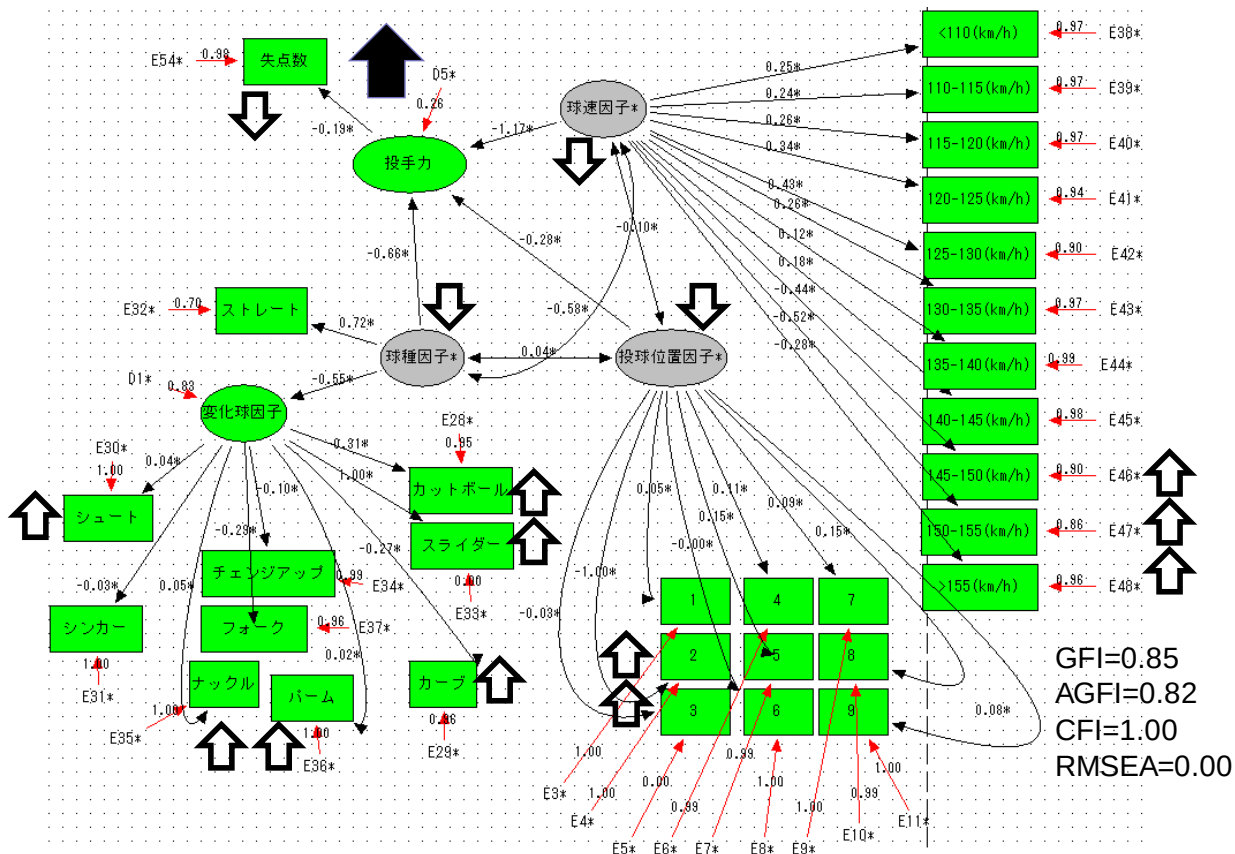


図3 因果モデル（パス図）の結果

四角枠で示す項目は観測変数、丸枠で示す項目は潜在変数を表す。EまたはDは誤差項であり、番号付けしている。左上の「失点数」は、1イニング当たりの失点数を意味する。各変数を繋ぐ矢印上の数値は、標準解のパス係数を表す。黒太矢印で示すように投手力が上がる場合の代表的な変数の挙動を白抜矢印で示している。

4. 結果

ショートイニング型投手の投手力に関する因果モデルの結果を図3に示す。モデル適合度は小数2桁の精度でGFI=0.85、AGFI=0.82、CFI=1.00、RMEA=0.00となり、データの当てはまりが良いモデルが得られた。各変数を繋ぐ矢印上の数値は、標準解のパス係数を示している。以降、投手力の上がることを起点にして（太黒矢印）、各変数の因果関係の解釈を行う。まず、投手力の向上に対して、1イニング当たりの失点数が減少する（パス係数: -0.19）という因果関係は正しく表現されていることが分かる。次に、投手力の向上に繋がる要因を順番に明らかにしていく。

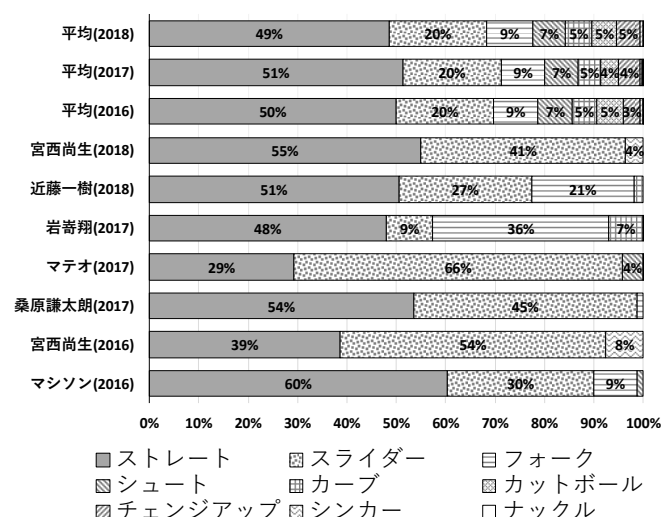
- 球速因子、投球位置因子、球種因子から投手力への因果関係は、各因子が減少に対して投手力が向上する（各パス係数: -1.17, -0.58, -0.66）。
- 球速因子から各球速区分への因果関係は、球速因子の減少に対して145-150km/h、150-155km/h、>155km/hの投球割合が上がる（各パス係数:

【1】 0.05	【4】 0.11	【7】 0.09
【2】 -0.03	【5】 0.15	【8】 0.15
【3】 -1.00	【6】 0.00	【9】 0.08

図4 ストライクゾーンの投球区域別パス係数
右が一塁側、左が三塁側を表す。パス係数が負の投球区域はグレーで色付けしている。

- 1.17, -0.58, -0.66)。一般的に球速の速さが、投手力の高評価に繋がることと一致している。
- 投球位置因子から各投球位置区域への因果関係は、投球位置因子の減少に対して、区域【2】【3】の投球割合が上がる（各パス係数: -1.00, -0.03）。本研究では、左バッターか右バッターの対戦を区別していないが、統計的には区域【2】【3】への配球が

(A) 球種別割合



(B) 球速区分別割合

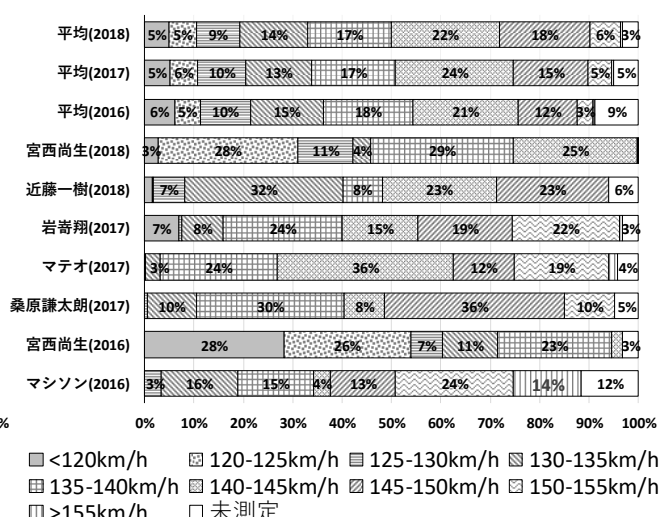


図5 最優秀中継ぎ投手の球種別割合と球速区分別割合

平均は全リリーフ投手の平均を表す。3%未満の項目は数値を記載していない。

投手力向上に繋がる。これらの区域は、左バッターにはインロー、右バッターにはアウトローに対応する。その他のストラークゾーンの投球区域別パス係数は図4に示す。高めの投球は投手力低下に繋がり従来の定説と一致している。

- 球種因子から各球種への因果関係は、球種因子の減少に対して変化球因子が上がり（パス係数: -0.55）、変化球因子が上がるとカットボール、スライダー、ナックル、シュート、パームの投球率が上がる（各パス係数: 1.00, 0.55, 0.05, 0.04, 0.02）。特に、カットボールとスライダーの投球率が大きな影響を与える。

以上をまとめると、投手力の高いショートイニング型投手として、球速 145km/h 以上の速球派で、変化球としてカットボールとスライダーを得意球とし、左バッターにはインロー、右バッターにはアウトローへの制球力を持つ投手像が得られた。

5. 考察

因果モデルの妥当性を検証するために、2016-2018年シーズンの最優秀中継ぎ選手の特徴と比較した。最優秀中継ぎは、シーズン毎にセ・パ両リーグからホールドポイント（ホールド+救援勝利）の最も高い投手に与えられるタイトルである。本研究の因果モデルは、1イニング当たりの失点数を投手力の指標としている

ため、必ずしもホールドポイントに結びつかないことには注意が必要である。図5(a)は、本研究で用いた全リリーフ投手のシーズン毎の球種割合の平均と、各シーズンの最優秀中継ぎ投手の球種割合を示している。全体平均では、スライダーが19%、カットボールは3.5-5.5%である。最優秀中継ぎ投手は、2017年シーズンの岩崎翔を除いてスライダーの投球割合が高く、因果モデルの傾向と一致している。一方、カットボールを投球した投手は全く含まれていなかった。スライダーとカットボールの両方を投球する投手は稀であり、全体平均でスライダーがカットボールよりも4-5倍投球されていることを考慮すると、スライダーを得意球とする投手が最優秀中継ぎ投手に選ばれる確率は高いと考えられる。カットボールは1イニング当たりの失点数という点では、効果的であると考えられる。次に、図5(b)は球速区分別割合の全体平均と、各シーズンの最優秀中継ぎ投手の球速区分別割合を示している。全体平均では、145km/h以上の投球割合は、2016年は16%、2017年は20%、2018年は25%と増加傾向にある。最優秀中継ぎ投手で145km/hの投球割合が25%を超えるのは、2016年のマシソン(51%)、2017年の桑原謙太郎(47%)、岩崎翔(41%)、マテオ(33%)であり、速球派が多い傾向は因果モデルと一致している。一方、2016年と2018年の宮西尚生は1%にも到達しておらず球速以外の要因が非常に優れていると考えられる。

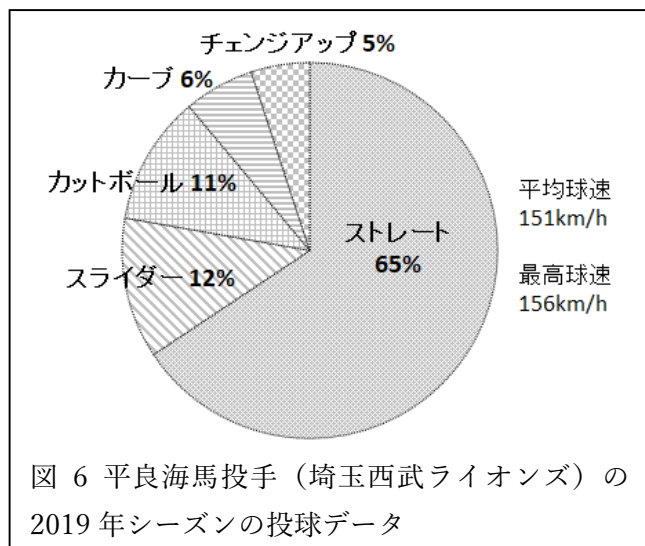


図 6 平良海馬投手（埼玉西武ライオンズ）の 2019 年シーズンの投球データ

6. 結論

本研究では、NPB での新戦術の成功に向けて、ショートイニング型投手の投手力に関する因果モデルを構造方程式モデリングによって作成した。因果モデルから、新戦術に適した投手として、球速 145km/h 以上を投げる速球派で、カットボールとスライダーの変化球を得意球とし、左バッターにはインロー、右バッターにはアウトローへの制球力を持つ投手像が得られた。しかし、現実にはこの投手像に適合する投手は僅かである。その中でも、2019 年シーズンの最新の投球データ[8]から新戦術に一押し投手として、埼玉西武ドラゴンズの平良海馬投手が挙げられる。図 6 に示すように、平良投手はストレート（65%）を主体にスライダー（12%）とカットボール（11%）をバランスよく投げ分けている。また、平均球速 151km/h、最高球速 156km/h と速球派であることが分かる。

オープナーやショートスターターは、MLB では従来の先発投手の概念を大きく覆す革新的な戦術となっている。NPB ではまだ成功例は見当たらないが、今後、先発投手が不足しているチームが導入することは十分に考えられる。そして、これらの戦術が使われた試合データが蓄積されれば、さらに有効な因果モデルを構築することができるだろう。

謝辞

本研究は「情報・システム研究機構の新領域融合研究プロジェクト「社会コミュニケーション」データ中心科学リサーチコモンズ事業「人周・社会データ」の支援によって行われた。取得困難なスポーツデータの分

析を実施する機会を提供して頂き、心より感謝する。構造方程式モデリングによる因果モデルの作成では、日科技研より「StatWorks/V5 総合プレミアム」を無償提供して頂き、期間の限られたコンペティションにおいて効率的に分析を進められたことを心より感謝する。

参考文献

- [1] “‘This could change the game:’ Rays’ ‘openers’ and ‘bulk guys’ on their new pitching strategy”, FtW.usatoday.com, 23/8/2018, <https://ftw.usatoday.com/2018/08/tampa-bay-rays-openers-bulk-guys-mlb> (accessed 27/1/2020).
- [2] T. Tom, L. Michel, D. Andrew, The Book: Playing the Percentages in Baseball, CreateSpace Independent Publishing Platform, 2014.
- [3] Z. Kram, “Tampa Bay’s “Opener” Experiment Could Spark a Baseball Revolution”, The Ringer, 22/5/2018, <https://www.theringer.com/mlb/2018/5/22/17379048/tampa-bay-rays-sergio-romo-kevin-cash-opener> (accessed 27/1/2020).
- [4] “日本ハム、時代変わって「オープナー」初成功！貯金「1」”, SANSPO.COM., 2/5/2019, [https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%AA%E3%83%BC%E3%83%97%E3%83%8A%E3%83%BC_\(%E9%87%8E%E7%90%83\)#cite_note-30](https://ja.wikipedia.org/wiki/%E3%82%AA%E3%83%BC%E3%83%97%E3%83%8A%E3%83%BC_(%E9%87%8E%E7%90%83)#cite_note-30) (accessed 27/1/2020).
- [5] “日ハムの「オープナー」は無謀な挑戦なのか?”, The PAGE, 7/4/2019, <https://headlines.yahoo.co.jp/hl?a=20190407-00010000-wordleaves-base&p=2> (accessed 27/1/2020).
- [6] D. Kaplan, Structural Equation Modeling: Foundations and Extensions (2nd ed.), Sage Publications, 2009.
- [7] 山口和範, 廣野元久, SEM因果分析入門 JUS E-Stat Works オフィシャルテキスト, 日科技連出版社, 2011.
- [8] “変化球割合 埼玉西武ライオンズ 2019 年度“, 8/10/2019, <http://xdomain3pk.html.xdomain.jp/hkl.html>, (accessed 27/1/2020)

本著作物は原著作者の許可を得て、株式会社日本科学技術研修所（以下弊社）が掲載しています。本著作物の著作権については、制作した原著作者に帰属します。

原著作者および弊社の許可なく営利・非営利・イントラネットを問わず、本著作物の複製・転用・販売等を禁止します。

所属および役職等は、公開当時のものです。

■各種導入事例資料ページ <https://www.i-juse.co.jp/statistics/jirei/>

■お問い合わせフォーム <https://www.i-juse.co.jp/statistics/support/contact.html>