

DEA を用いて攻撃面と守備面から見たプロ野球選手の評価

2020SS024 川北楓真

指導教員：三浦英俊

1 はじめに

野球には様々な状況に合わせた多くの戦術があり、選手にも打撃が得意な選手や守備が優れている選手、全体的にバランスが良い選手など様々な特徴を持つ選手が存在する。

野球とは相手より多く得点を取った方が勝ちというルールであるためか、野手は犠打や四死球等の戦術を含めどれだけ得点を取ることが出来るかで評価されることが多いと考えた。しかし、攻撃面に加え相手にどれだけ得点させないかという守備面の能力も必要であり、評価対象として視点を向けるべきであると考えたのである。過去、プロ野球のデータを用いた研究では打撃面もしくは投手の評価というような攻守分けた評価が多くバランス力から見た評価選出結果はあまり無かったのである。そのため、私は攻撃面と守備面の能力がどちらも高くバランスの良い選手を評価しようと考えた。また、私はプロ野球を観ることが好きであり、野球について研究したいと考えていた。そこで毎年選出されるベストナインとゴールデングラブ賞の投票結果による選出が実データを用いた選出結果とどれくらい違いがあるのかを分析してみる。加えて、自身の研究データから独自の攻守バランス力ベストナインを選出し分析する。

本研究では DEA を用いて各プロ野球選手の攻撃面と守備面の評価をしていく。DEA (Data Envelopment Analysis) とは評価対象を相対的に評価する方法であり、本研究では日本のプロ野球選手が評価対象である。一般的に野球選手の評価にはいくつかの多くの指標があり、例えば打撃面で 3 冠王と呼ばれるがある。しかし、DEA では犠打・四球等を含め入出力に複数の評価項目を加え扱うことで本塁打数や打率だけでなく他の評価面から観て多次的に評価出来る。つまり、身近な野球を例にして DEA の手法の有効性を観ていく。

結果には攻撃面・守備面それぞれではじめに評価し、その後その評価結果をもとにオリジナルの攻守バランスが良い選手のベストナインを選出し比較する。しかし、ピッチャーは今回対象外であるため正確にはピッチャーを除く全 8 ポジションの選手選出で行う。

2 データ

3 DEA とは

DEA は比率尺度 (仮想出力/仮想入力) によって相対的に評価する。具体的に、DEA では値が小さいほど良い評価項目を入力とし、値が大きいほど良い評価項目を出力として分析する。DEA ではこの比率尺度が最大となる最も優れた選手を基準つまり効率値 1 とし、各選手を 0~1 の

値で相対評価する [1].

4 本研究の使用データ

今回使用するデータは日本野球機構のシーズン成績を参考に攻撃は一塁手、二塁手・遊撃手、三塁手、外野手、捕手の全ポジション 2 入力 3 出力で行う [2]. 攻撃入力に「打席」・「併殺打」、出力は「安打」(犠打・犠飛含む)・「打点」・「四球」(故意含む) で評価する。ここで、今回の「打席数」では実際のプロ野球の打撃ランキング等の対象者になるために必要な打席数つまり規定打席数 (所属チームの試合数 $\times 3.1$) とは違い、300 打席以上の選手を対象とする。

守備では一塁手、三塁手、外野手、捕手は 2 入力 2 出力とし、入力に「試合数」・「失策」、出力に「刺殺」・「捕殺」で評価を行う。しかし、捕手の場合のみ入力項目の「失策」に「捕逸」のデータを含める。また、二遊間は計 2 入力 3 出力で行い、先ほどの 2 入力 2 出力に加え出力項目に守備時の「併殺」のデータを加え、いずれも実数で扱う。

5 攻撃面・守備面各ポジションの評価結果

攻撃面で評価を行った結果次の選手が各ポジションでも効率的と評価された。一塁手・山川穂高選手、二塁手・三森大貴選手、遊撃手・牧秀悟選手、三塁手・佐藤輝明選手、捕手・中村悠平選手、外野手・柳田悠岐選手、丸佳浩選手、岡林勇希選手。

守備面で各ポジション評価を行った結果、次の選手が各ポジションでも最も効率的と評価された。一塁手・中田翔選手、二塁手・山田哲人選手、遊撃手・外崎修汰選手、三塁手・野村佑希選手、捕手・森友哉選手、外野手・西川遥輝選手、桑原将志選手、高部瑛斗選手。

6 攻撃面・守備面各評価考察

結果から、全体的に多少仮想出力の値が良くとも仮想入力が悪ければ出力差より評価に影響を及ぼしやすいことが分かった。攻撃面で選出された一塁手は山川選手だが 2022 年度のベストナインで選出された選手はヤクルトのオスナ選手でありこの選手は安打・打点それぞれのデータでは全一塁選手の中でも非常に高い。しかし、負の要素に含まれる打席数が他選手よりかなり多く効率に重きを置く DEA の結果と実際に目で見てチームの得点に多い機会に貢献した結果に違いが出ていると考えられる。また別ポジションの三塁手には村上選手も存在しており、この選手は 2022 年に 3 冠王という攻撃面で最も優れた成績を残し多くの賞を受賞している。しかし今回の DEA では佐藤選手の方が高評価であった。貢献データでは村上選手の方が佐藤選手と比較しても全データ高いが、負の要素では佐藤選手の方がわずかではあるが良いのである。このことから正

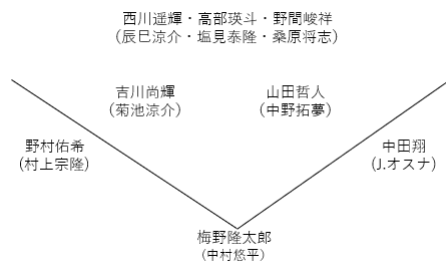


図1 ベストナイン（攻撃面・守備面 1：1 算出結果）

の貢献差よりも仮想入力差の方が評価ポイントになりやすいと考えられ、これより負の要素に含まれる打席数に下限を設け打席数差が極端に出ることを防いだ。

全体的に評価値が高かった選手は自身で直接得点に貢献できる選手が多く、本塁打が出やすい選手が上位に多い傾向が見て取れた。しかし、そのパワー型の選手でも入力により評価差が大きく、中には仮想出力のデータや打席数にあまり差はみられないが併殺打が年間で3~5本の差で評価順が上位と下位で大きく離れた結果になっている選手もみられた。またそれらの選手と比較すると、安打をよく稼ぐ選手や四球数が多く選球眼が良いとされる技巧派打者の方が安定して良い評価を受けている選手がかなり多く、最終評価も上位陣と大きな差がないことが多々みられた。これより各選手がどの項目でより評価されているかそれぞれ選手の特徴によってかなり違うことが見て取れ、どのタイプの選手もチームに良く貢献出来、高評価を得ることが出来る可能性があることが証明された。

攻撃同様、一塁手守備評価結果だが、全体的に内野手は多少出力のデータが劣っていても失策数が少なければ巻き返すチャンスがあり評価が良くなる傾向が強く見られた。また二遊撃手や外野手の評価に関しては、刺殺つまり自身が直接球を捕球した数に差が付きやすく各選手の守備範囲の違いを示しているのだと考えた。この差も大きく評価に影響を及ぼしている。実際のゴールデングラブ賞と比較してみると、中田選手、外崎選手、高部選手の以上三名は今回の結果とマッチしており、その他の選手も投票数には差があるものの実際のゴールデングラブ賞の得票があり各ポジション別で比較し評価した場合、今回は実際のデータ選出と得票結果に大きな差はないと考えられる。

7 オリジナルベストナイン結果

各ポジションそれぞれの選手の攻撃面評価と守備面評価を足して2で割った数値、つまり各選手の評価の平均を算出し、これまで攻撃面と守備面別々で考えていた評価を合わせたオリジナルのベストナインを選出する。その結果図1の選手選出になった。

8 オリジナルベストナイン考察

オリジナルベストナインでは全体的に攻撃よりも守備面評価結果が高い選手ほど総合的に比較すると上位に来やす

く選出されやすいことが今回の攻撃面・守備面 1：1 算出結果で分かった。

この結果を用いて日本野球機構公式による実際の2022年度のシーズン結果におけるベストナインと比較してみる。結果から、セパ含めたベストナイン選出選手とオリジナルのベストナイン選手が明らかに被っていないことがみてとれる。実際のベストナインやゴールデングラブ賞は「記者による投票制」であり、過去の選出の傾向から「優勝したチーム」や「日本一になったチーム」から選出されることが多いと言われている。また、好成績を残した選手が選出されやすいため先ほど申した打撃面での三冠王の賞やその他で表彰を受けた選手が選ばれやすい。これにより実際のデータのみで効率を重視し評価する今回のオリジナルベストナインと、実際に多くの場面で活躍し印象に強く残った選手が評価されやすいベストナインではかなり選出選手に違いがあることが発見できた。

また、実際のベストナインはオリジナルベストナインよりも初めに行った攻撃面評価結果の選出選手の方が全体的に似ており、比較的攻撃面に優れた選手が選出されやすいと考えられる。

9 終わりに

以上のように本研究では2022年度の日本プロ野球選手をDEAで評価し分析した。またその結果と実際のゴールデングラブ賞やベストナインとを比較し違いを分析した。その結果、今回の守備面評価で各ポジション選出された選手と実際の投票で選出されたゴールデングラブ賞の選手では選出に類似している部分が多く大きな違いはないことが分析から発見出来たのである。しかし、チームのアウト数は各チームのシーズン勝数によっても変わるため今後は更に具体的に考慮して分析する必要があるということが今回の分析で発見できた。また攻撃面では比較的選手間に守備程の大きな差が出にくく最優秀評価選手も多く、その他多くの選手も高い評価を受ける結果となった。

最後に、実際のベストナインとオリジナルベストナインでは違いが多く、逆に攻撃面でのみ評価した結果と似ていることが示された。よって投票で決まる実際のベストナイン選出は比較的攻撃面の評価が高い選手が選出される傾向にあることが示された。

参考文献

- [1] 久保幹雄・並木誠：『Pythonによる数理最適化 入門』。pp.68-73. 2021.
- [2] 『NPB.jp 日本野球機構』。 <https://npb.jp/award/2022/votingbt9.html>
- [3] 『プロ野球データ Freak』。 <https://baseball-freak.com/>
- [4] 廣津信義・上田徹：「DEAを用いたプロ野球の投手の評価」。日本オペレーションズ・リサーチ。第54号。12ページ。pp.761-767. 2009.