

## ラインナップ最適化に向けた打番の要求機能の定量化法

角井 勇哉      荒井 幸代  
千葉大学

(受理 2010 年 8 月 16 日; 再受理 2010 年 12 月 5 日)

**和文概要** 野球が契約料や広告料など巨額の金銭を動かすビジネスになっている。この背景では、期待得点値を最大にするラインナップを構成することは野球チームにとって大きな課題である。期待得点値は、野球の攻撃をマルコフ連鎖として捉えた期待得点値算出モデルにより計算可能である。しかし、 $n$  名の選手集合から構成され得る全通りのラインナップの期待得点値を計算するためには、 $O(n^9)$  の計算量が必要である。そこで、本稿では打番の要求機能の定量化法、および得られた要求機能を用いて、最適ラインナップ構成問題をマッチング問題に定式化する方法を提案する。また、提案法を、1. 打番の要求機能の定量化法の妥当性、2. ラインナップ構成法としての評価の 2 段階から既存手法との比較により議論する。

**キーワード:** 組合せ最適化, ベースボール, マルコフ連鎖, ヒューリスティクス, データマイニング

### 1. はじめに

メジャーリーグベースボール(以後, MLB)では, プレーオフ進出, そしてワールドチャンピオン獲得, それらに伴う多額の広告料のために, 一名の選手に対して数百万ドルの契約を交わすなど, 野球は大きなビジネスになっている。そのため, チームを勝利に導く方法論に対する興味は, 経験的ノウハウからセイバートリクス\*[11]を中心とする統計的考察へと移りつつある。本論文の目的は, 統計的アプローチによる野球チームにおける攻撃力の向上とする。以下「攻撃力の向上」に着目する根拠として, 日本野球機構(以後, NPB)の1992~2007年シーズンにおける3つのデータ解析を示す。

1. 各チームの勝率(WP)と総得点値(Runs), 総失点値(Runs allowed), 得失点差(Runs difference)とのピアソンの積率相関係数を表1に示す。勝率は, 得失点差に強い正の相関を示していることがわかる。
2. 各チームの総得点値(Runs)と犠打数(SH), 犠飛数(SF), 盗塁数(SB), 盗塁死数(CS), 四球数(BB), 死球数(HP), 三振数(SO), 併殺打数(DP), 単打数(S), 二塁打数(D), 三塁打数(T), 本塁打数(HR), 安打数( $H=S+D+T+HR$ ), 打率(BA), 長打率(SLG), 出塁率(OBP)のそれぞれとのピアソンの積率相関係数を, 表2に示す。総得点値は, チームの安打数, 打率, 長打率, 出塁率に強い正の相関を示していることがわかる。
3. 各チームの総失点値(Runs allowed)と四球数(BB), 与死球数(HP), 奪三振数(SO), 被安打数(H), 被本塁打数(HR), 失策数(E)のそれぞれとのピアソンの積率相関係数を, 表3に示す。総失点値は, チームの被安打数と被本塁打数に強い正の相関を示していることがわかる。

表1~3の結果から, 特定の選手集合の仮定下において, チームの勝率を改善させるためには, 投手能力に大きく依存する守備力ではなく, 選手の起用次第で増加を望める攻撃力に着目するのが妥当である。上記のことを踏まえて, 本論文では, 野球チームにおける攻撃

\*野球におけるデータを統計学的見地から客観的に分析し, 選手の評価や戦略を考える分析手法

力の向上を目的とした，打番の要求機能の定量化法を提案する．打番は，1～9番の選手が配置されるポジションそのものをさす．

表 1: チーム勝率との相関係数

	得点値 (Runs)	失点値 (Runs allowed)	得失点差 (Runs difference)
勝率 (WP)	0.530	-0.552	0.904

表 2: チーム総得点値との相関係数

	犠打数 (SH)	犠飛数 (SF)	盗塁数 (SB)	盗塁死数 (CS)
得点値 (Runs)	-0.173	0.333	0.213	-0.0865
	四球数 (BB)	死球数 (HP)	三振数 (SO)	併殺打数 (DP)
得点値 (Runs)	0.338	0.428	0.111	0.13
	単打数 (S)	二塁打数 (D)	三塁打数 (T)	本塁打数 (HR)
得点値 (Runs)	0.486	0.616	0.0468	0.713
	安打数 (H)	打率 (BA)	長打率 (SLG)	出塁率 (OBP)
得点値 (Runs)	0.794	0.822	0.888	0.758

表 3: チーム総失点値との相関係数

	与四球数 (BB)	与死球数 (HP)	奪三振数 (SO)
失点値 (Runs allowed)	0.582	0.171	-0.0637
	被安打数 (H)	被本塁打数 (HR)	失策数 (E)
失点値 (Runs allowed)	0.856	0.713	0.478

以下，第2章では，野球の攻撃を吸収マルコフ連鎖として捉え，期待得点値を算出するモデル（以後，期待得点値算出モデル）[5]を説明し，第3章では，本論文の対象問題を定義する．第4章では，提案法を説明し，第5章で，提案法の評価法および評価結果を示す．最後に，第6章にて結論および今後の課題を総括する．

## 2. 期待得点値算出モデル

### 2.1. 期待得点値の算出方法

期待得点値算出モデルは，野球の攻撃を吸収マルコフ連鎖として捉えて期待得点値を算出するモデルである．本モデルは，変数  $\langle S, \mathcal{H}, p^h, R^h \rangle$  で定義される．ここで， $S$  は状態集合， $\mathcal{H}$  は打撃集合， $p^h$  は打撃要素  $h$  の生起確率（以後，打撃確率）， $R^h$  は打撃要素  $h$  に基づく進塁規則を表す．

状態集合は，表4に示すアウト数と走者状況の組み合わせからなる24状態と吸収状態を表す3アウト状態の計25状態から構成され， $S = \{s_i | i = 0, 1, 2, \dots, 24\}$  と記述する．また，状態遷移は， $\mathcal{H}, p^h, R^h$  により与えられる．本研究では特別に断りがない限り， $\mathcal{H}, p^h, R^h$  は，従来研究において最も利用されている D'Esopo and Lefkowitz モデル [6]（以後，DLモデル）に従う．DLモデルの各変数の表記とその意味を，表5にまとめる．

ここで，状態遷移行列  $P$  を式 (2.1) と定義する． $P$  の各行は“選手の打撃前の状態”，各列は“選手の打撃後の状態”をそれぞれ表す．式 (2.1) における行列  $A, B$ ，ベクトル  $F$  は，式 (2.2)～(2.4) により与えられる．

表 4:  $\mathcal{S}$ : 状態集合

	無走者	一塁	二塁	三塁	一二塁	一三塁	二三塁	満塁
0 アウト	$s_1$	$s_2$	$s_3$	$s_4$	$s_5$	$s_6$	$s_7$	$s_8$
1 アウト	$s_9$	$s_{10}$	$s_{11}$	$s_{12}$	$s_{13}$	$s_{14}$	$s_{15}$	$s_{16}$
2 アウト	$s_{17}$	$s_{18}$	$s_{19}$	$s_{20}$	$s_{21}$	$s_{22}$	$s_{23}$	$s_{24}$
3 アウト	$s_0$							

表 5: D'Esopo and Lefkowitz モデル

打撃要素 $h$	打撃確率 $p^h$	進塁規則 $R^h$
凡打 (O)	$p^O$	どの走者も進塁しない
四球 (BB)	$p^{BB}$	打者は一塁へ それに伴い走者は進塁する
単打 (S)	$p^S$	打者は一塁へ 一塁走者は二塁へ 二・三塁走者は生還する
二塁打 (D)	$p^D$	打者は二塁へ 一塁走者は三塁へ 二・三塁走者は生還する
三塁打 (T)	$p^T$	打者は三塁へ すべての走者は生還する
本塁打 (HR)	$p^{HR}$	打者およびすべての走者は生還する

$$\mathbf{P} = \begin{matrix} & s_i & 1 \sim 8 & 9 \sim 16 & 17 \sim 24 & 0 \\ \begin{matrix} 1 \sim 8 \\ 9 \sim 16 \\ 17 \sim 24 \\ 0 \end{matrix} & \begin{pmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} & 0 & 0 \\ 0 & \mathbf{A} & \mathbf{B} & 0 \\ 0 & 0 & \mathbf{A} & \mathbf{F} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \end{matrix} \quad (2.1)$$

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} p^{HR} & p^{BB} + p^S & p^D & p^T & 0 & 0 & 0 & 0 \\ p^{HR} & 0 & 0 & p^T & p^S + p^{BB} & 0 & p^D & 0 \\ p^{HR} & p^S & p^D & p^T & p^{BB} & 0 & 0 & 0 \\ p^{HR} & p^S & p^D & p^T & 0 & p^{BB} & 0 & 0 \\ p^{HR} & 0 & 0 & p^T & p^S & 0 & p^D & p^{BB} \\ p^{HR} & 0 & 0 & p^T & p^S & 0 & p^D & p^{BB} \\ p^{HR} & p^S & p^D & p^T & 0 & 0 & 0 & p^{BB} \\ p^{HR} & 0 & 0 & p^T & p^S & 0 & p^D & p^{BB} \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

$$\mathbf{B} = p^O \mathbf{I} \quad (\mathbf{I} : 8 \times 8 \text{ identity matrix}) \quad (2.3)$$

$$\mathbf{F} = (p^O, \dots, p^O)^T \quad (\mathbf{F} : 8 \times 1 \text{ vector}) \quad (2.4)$$

$\mathbf{A}, \mathbf{B}$ の各行, 各列はそれぞれ上端, 左端から“無走者, 一塁, 二塁, 三塁, 一二塁, 一三塁, 二三塁, 満塁”の状態に対応する.  $\mathbf{A}$ は, 打撃結果が四球 (BB), 単打 (S), 二塁打 (D),

三塁打 (T) または本塁打 (HR) である場合の遷移確率を表し、このときアウト数は増えることなく、走者は生還または進塁する。例えば、 $s_1$  から  $s_2$  への遷移確率は第 1 行第 2 列の要素に対応する。DL モデルにおいて、 $s_1$  から  $s_2$  への状態遷移は四球もしくは単打によって実現されるため、その確率は  $p^{BB} + p^S$  となる。B は、打撃結果が凡打 (O) である場合の遷移確率を表し、このときアウト数は一つ増え、走者は進塁しない。打撃確率 ( $p^h$ ) は、アウト数によらず一定と仮定し、全てのアウト数の場合において遷移確率を A, B で表す。ベクトル F は、凡打による 2 アウトから 3 アウト状態 ( $s_0$ ) への遷移確率を表す。

攻撃の状態遷移は、選手集合  $\mathcal{J} = \{j | 1, 2, \dots, n\}$  ( $j$  は、選手の識別番号) および、選手ごとに過去の打撃成績に基づいて与えられる打撃確率  $p_j^h (h \in \mathcal{H})$  を用いて、状態遷移行列  $P_j$  を定義し、それらをラインナップに従って掛け合わせることでシミュレート可能である。

以後、9 名の異なる選手から成るラインナップの 1 試合での期待得点値を RL 値、同一選手が 1 ~ 9 番の全ての打番で打席に立つ場合の 1 イニングでの期待得点値を RI 値と呼び、それぞれラインナップと選手個人の評価尺度として用いる。特に、DL モデルを用いて算出した RL 値、RI 値は、SIL (Scoring Index of the Line-up)[9]、SI (Scoring Index)[6] とそれぞれ呼ぶ。本研究では期待得点値算出モデルを、1. 解析データの生成、2. RI 値 (SI) による選手個人の評価、3. RL 値 (SIL) によるラインナップの評価の 3 つの目的で用いる。

## 2.2. 期待得点値算出モデルの適用

本節では、期待得点値算出モデルにおける、1. 期待得点値の妥当性、2. 解析モデルとしての妥当性、3. モデルの拡張性の 3 点に関して議論する。

### (1) 期待得点値の妥当性

選手個人の評価尺度である SI に関しては、実際の得点値との誤差は 7% 程度であることが、文献 [6] により示されている。また、ラインナップの評価尺度である SIL に関しては、予備実験より妥当性を示した。NPB セントラルリーグの 2007 年シーズンにおける 6 チームの 1 試合での平均得点値と SIL を表 6 に示す。これらの SIL は、2007 年シーズンに 1 ~ 8 番の各打番で最も多く出場した選手 8 名と打番 9 に投手を加えた 9 名を各チームのラインナップとして計算した。各選手の打撃確率は 2007 年シーズンの成績に基づいて与え、投手に関してはシーズンで打席に立った全投手の平均の打撃確率を用いた。表 6 から、実際の得点値と SIL の差は 0.38 点以内に収まり、得点値の順位に逆転は起きていないことがわかる。

### (2) 解析モデルとしての妥当性

攻撃の解析モデルとして用いるためには、期待得点値の算出過程においても妥当性を示す必要がある。ここでは、予備実験より各状態から 3 アウト状態までの期待得点値 ( $v_{s_i}$ )、各状態の定常状態確率 ( $\pi_{s_i}$ ) を算出し、そこから妥当性を示した。

はじめに、 $v_{s_i}$  を図 1 に示す。ここで、図 1 の “Lindsey” は、MLB の 1961 年シーズンにおける実際の 1800 試合を観測した値、“SIL (Central2007)”、“SIL (Pacific2007)” は、NPB セントラルリーグ、パシフィックリーグの 2007 年シーズンの全選手の平均の打撃確率を用いて算出した値を表す。つぎに、 $\pi_{s_i}$  を図 2 に示す。図 2 の凡例は、図 1 の凡例と同様である。

図 1、図 2 の結果から、各状態から 3 アウト状態までの期待得点値、各状態の定常状態確率とともに、Lindsey が観測した実際の試合での値と類似していることがわかる。以上から、期待得点値算出モデルは、野球の攻撃の解析に用いるモデルとしての妥当性は高い。

(3) モデルの拡張性

期待得点値算出モデルは，打撃集合 ( $\mathcal{H}$ ) や進塁規則 ( $R^h$ ) の変更が容易である．たとえば，文献 [21, 22] では，併殺打が打撃集合に加味され，さらに，得点圏と非得点圏の状況ごとに打撃集合が分類されている．また，マルコフ連鎖を用いた期待勝率算出モデル [16] では，選手の走塁能力を考慮した進塁規則を用いると，用いない場合に比べて期待勝率の精度が上がることを示されている [16]．このことは，打撃集合や進塁規則の変更の要請に柔軟に対応できることの必要性を示している．

表 6: 平均得点値と SIL

	G	D	S	B	C	T
平均得点値	4.81	4.33	4.14	3.95	3.87	3.60
SIL	4.73	4.59	4.52	4.21	3.81	3.55

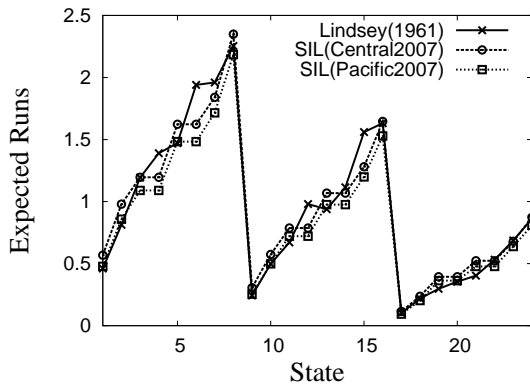


図 1:  $v_{s_i}$ : 3 アウト状態までの期待得点値

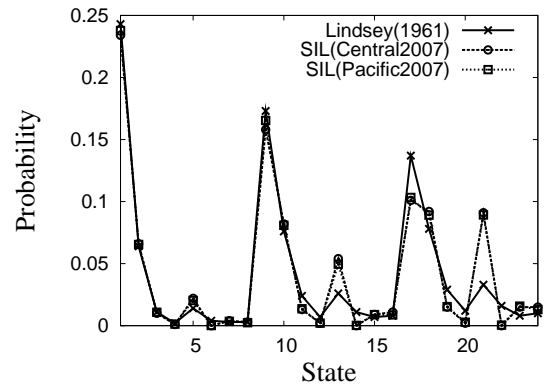


図 2:  $\pi_{s_i}$ : 各状態の定常分布

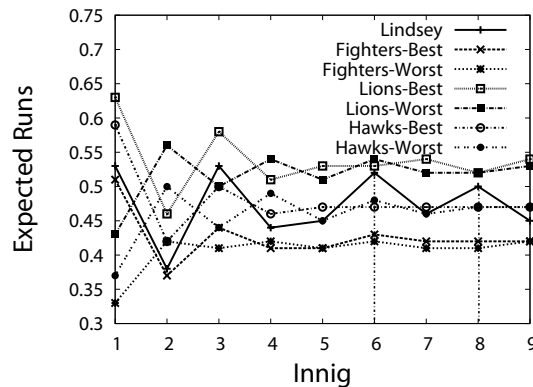


図 3: 各イニングにおける平均得点値と期待得点値

3. 最適ラインナップ構成問題

本章では，ラインナップ構成に着目する根拠を示し，最適ラインナップ構成問題を定義する．以後，選手個人をさす場合は選手の識別番号を用いて「選手  $j$ 」，打番自体をさす場合は「打番  $k$ 」( $k = 1, 2, \dots, 9$ )，選手が打番  $k$  に配置された場合は「 $k$  番打者」と表す．

### 3.1. ラインナップ構成と代打起用

各イニングにおける平均得点値と期待得点値を図3に示す。図3の“Lindsey”は、MLBの1961年シーズンにおける実際の1800試合の平均得点値、その他は、NPBパシフィックリーグの2007年シーズンにおける6チームの内、3チーム(Fighters, Lions, Hawks)のSILによる最良ラインナップと最悪ラインナップの期待得点値を表す。ここでは、各チームにおいて、2007年シーズンに1～9番の各打番で最も多く出場した選手9名から構成され得る全ラインナップ( $9! = 362,880$ 通り)のSILを計算し、最も高いSILを示したラインナップを最良ラインナップ、最も低いSILを示したラインナップを最悪ラインナップと定義した。

はじめに、図3において、任意のチームの最良と最悪ラインナップの期待得点値の相違に注目する。ここで、前半のイニングでは、ラインナップにより期待得点値に大きく差がある。一方、後半のイニングでは、有意な差がない。このことから、有効なラインナップ構成により前半のイニングにおける攻撃力の向上が期待できる。つぎに、実際の試合の平均得点値と期待得点値の違いに注目する。ここで、前半のイニングでは、それぞれの得点値の傾きは類似している。一方、後半のイニングでは、期待得点値は収束しているのに対し、平均得点値はイニング6,8に山があるように、得点値は安定していない。これは、代打起用やリリーフピッチャー起用などの選手交代が原因だと考えられる。本研究では攻撃に着目しているため、有効な代打起用による後半のイニングにおける攻撃力の向上を考える。

### 3.2. 最適ラインナップ構成問題の定義

3.1節から、有効なラインナップ構成と代打起用により攻撃力の向上を考える。ここで、代打起用に関しては、ラインナップが前提での問題であるため、本論文ではラインナップ構成に焦点を当てる。また、文献[19]では、ラインナップによって1シーズンでの勝利数が最大3つ異なり、MLBの1998年シーズンでは、全30チーム中3チームが勝利数3つ以内でプレーオフ進出を逃していると、ラインナップ構成の重要性を指摘している。

本研究では、RL値が最大となるラインナップを最適ラインナップ、最適ラインナップを探索する組合せ最適化問題を最適ラインナップ構成問題と定義する。最適ラインナップ構成問題は、 $n$ 名の選手集合を仮定した場合には最適解を導くまでに $O(n^9)$ の計算量を要する。例えば、9名の最小選手集合においても $9! = 362,880$ 通りのRL値を計算する必要がある<sup>†</sup>。そこで、従来研究では計算コストを削減し、最適ラインナップまたは準最適ラインナップを高速に得る手段を探っている。また、野球チームにおいて9名より多い選手集合からラインナップを構成する 경우가多く、選手集合の規模に対する計算コストの削減は重要である。

従来のアプローチは、次の2つに大別できる。一つは、計算時間の削減を目的とした、期待得点値算出モデルの計算上の高速化手法[4, 15]、もう一つは、計算量の削減を目的とした、期待得点値算出モデルに対するヒューリスティクス導入による計算緩和手法である。前者は、選手集合の規模に対する計算コスト削減は困難である一方、準最適解を旨とする後者は、削減可能である。そこで、本研究では、後者のヒューリスティック手法に焦点を当てる。

最適ラインナップ構成問題は、選手同士の依存関係を考慮することが重要であり、選手集合に大きく依存する問題である。そのため、選手集合を所与とした場合は、その選手集合に特化したヒューリスティクスを導出することになり実用的ではない。一方、選手集合を所与としない場合は、任意の選手集合に対して共通のヒューリスティクスを導出することは難しい。すなわち、選手の能力側からの普遍的なヒューリスティクスの導出は困難である。

<sup>†</sup>Intel Celeron プロセッサ 560(1MB L2 キャッシュ, 2.13GHz, 533MHz FSB) の環境において、文献[9]に従ってSILを計算した場合のCPU timeはおよそ8日半。

そこで、本論文では、打番の普遍的な要求機能を定量化することを考える。打番の要求機能を定量化しておけば、ラインナップ構成は要求機能に適合する選手を、その打番に配置するマッチング問題となる。これについては、5.3節で紹介する。

### 3.3. 代表的ヒューリスティック手法

最適ラインナップ構成問題における代表的なヒューリスティック手法には、以下の6つがある。1974年に、Freeze[8]は、モンテカルロシミュレーションを用いて、SIの降順にラインナップを構成することを提案している。一方、1984年にThorn and Palmer[23]は、SIの降順に配置するラインナップは、良い選手(SIが高い選手)を3番と4番に配置する伝統的なラインナップよりも低いRL値を示すと結論付けている。また、1991年に、Pankin[18]は、ステップワイズ回帰分析を適用することで、各打番の要求機能を定性的に求めている。

以下に、Bukiet法、Sokol法、Sugre法を示す。

#### a. Bukiet法(1997)[3]

Bukiet法は、SI (RI値)の順位に基づく10の基準を満たす987通りのラインナップを出力する手法である。図4に示す基準は、MLBナショナルリーグの1989年シーズンにおける計12チームに対して算出された最適ラインナップの観察から導出された基準である。利用に際しては、987通りのラインナップから1つのラインナップを選択する必要がある。本来、Bukiet法はSILを計算するラインナップの削減を目的とした手法であり、図4に示した基準を満たす987通りのラインナップのSILを計算し、その中で最も高いSILを示したラインナップを選択する。本研究もヒューリスティクス導入による計算緩和手法として位置づけられるが、SILを計算せずにラインナップを1つ、あるいは、任意の数の上位ラインナップを出力することを目的とし、ヒューリスティクスの精度を評価する。そこで、評価では、Bukiet法により得られる最良と最悪のラインナップについて評価を行なう。

1. The best batter (by SI ranking) should bat second, third, fourth.
2. The second best batter should bat somewhere in the first through fifth positions.
3. The third and fourth best batters should bat somewhere in the first through sixth positions.
4. The fifth best batter should come up first or second, of fifth through seventh.
5. The sixth best batter should bat in any position except eighth or ninth.
6. The seventh best batter can bat either first or sixth though ninth.
7. The eighth and ninth best batters bat in the last three positions.
8. Either the second or third best batter must be placed immediately before or immediately after the best batter.
9. The worst batter must be placed four through six positions after the best batter.
10. The second worst batter must be placed four through seven positions after the best batter.

図4: Bukiet法の基準(文献[3]から引用)

#### b. Sokol法(2004)[19]

Sokol法は、ラインナップの前後の選手との依存関係の評価尺度として、Potential value(以後、PV)とRealization value(以後、RV)の2つを導入し、これらに基づいてラインナップを構成する手法である。

$PV^h$ は、打撃要素 $h$  ( $\in \mathcal{H}$ )による期待得点値の変動、 $RV^h$ は、打撃要素 $h$ により得る期待得点値を表し、それぞれ“後続の選手のためにチャンスを作る能力を計る尺度”、“前の選

手が作ったチャンスを活かす能力を計る尺度”と言い換えられる． $PV^h$ ， $RV^h$  は，式 (3.1)，式 (3.2) により計算される．ここで， $\pi_{s_i}$  は状態  $s_i$  の定常状態確率， $s_{s_i h}$  は状態  $s_i$  で打撃要素  $h$  により遷移する状態， $v_{s_i}$  は状態  $s_i$  から 3 アウト状態  $s_0$  までの期待得点値， $R_{s_i s_{i'}}$  は状態  $s_i$  から次状態  $s_{i'}$  への遷移時の得点値を表し，これらは，解析するリーグの平均打撃確率  $p_{\text{League}}^h = (\sum_{j \in \mathcal{J}} p_j^h) / |\mathcal{J}|$  を用いたリーグの平均状態遷移確率  $P_{\text{League}}$  から導かれる．選手  $j$  の PV，RV を表す  $PV_j$ ， $RV_j$  は，式 (3.3)，式 (3.4) により計算される．

Sokol 法は， $PV_j$ ， $RV_j$  に応じて，

1. Table Setters ( $PV^+$ ， $RV^-$ )
2. All-Around Contributors ( $PV^+$ ， $RV^+$ )
3. Run Producers ( $PV^-$ ， $RV^+$ )
4. Weak Hitters ( $PV^-$ ， $RV^-$ )

の 4 つのグループに選手を分類し，グループ番号 1～4 の順に選手を並べる手法である．グループ 1，4 内では， $PV_j$  の昇順に選手を並べ，グループ 2，3 内では， $PV_j$  の降順に選手を並べる．これは， $RV_j$  が高い選手は，PV の山で打席に立ち， $RV_j$  が低い選手は，PV の谷で打席に立つべきであるという仮説から定めた基準である．ここで，+ は平均以上，- は平均未満であることを表す．

Sokol 法は，9 名の選手集合からのラインナップ構成を前提としているため，10 名以上の場合のラインナップ構成に対する指針は示されていない．また， $RV^h$ ， $PV^h$  は，選手の走塁力によらず進塁規則を一定とする DL モデルを前提とした尺度であるため，現状のままでは，走塁能力による進塁規則の違いを加味した期待得点値算出モデルには対応できない．

$$PV^h = \sum_{i=1}^{24} \pi_{s_i} (v_{s_{s_i h}} - v_{s_i}) \quad (3.1)$$

$$RV^h = \sum_{i=1}^{24} \pi_{s_i} R_{s_i s_{i' h}} \quad (3.2)$$

$$PV_j = \sum_{h \in \mathcal{H}} PV^h p_j^h \quad (3.3)$$

$$RV_j = \sum_{h \in \mathcal{H}} RV^h p_j^h \quad (3.4)$$

### c. Sugre 法 (2007)[20]

Sugre 法を，式 (3.6) に示す．式 (3.6) 中の  $y_{j', j}$  は，選手  $j$  が選手  $j'$  の次に打席に立つときに，選手  $j'$  が生還する確率を表し，式 (3.5) により計算される．

$$y_{j', j} = p_{j'}^{\text{HR}} + p_{j'}^{\text{BB}} (p_j^{\text{HR}} + p_j^{\text{T}}) + p_{j'}^{\text{S}} (p_j^{\text{HR}} + p_j^{\text{T}}) + p_{j'}^{\text{D}} (p_j^{\text{HR}} + p_j^{\text{T}} + p_j^{\text{D}}) + p_{j'}^{\text{T}} (p_j^{\text{HR}} + p_j^{\text{T}} + p_j^{\text{D}} + p_j^{\text{S}}) \quad (3.5)$$

Sugre 法の問題点は，Sugre 自身も述べているように，次の打者との相互関係だけを考慮していて，前の打者との相互関係を考慮に入れていないことである．さらに，Sugre 法では 9 通りのラインナップが出力されるため，利用に際しては，1 つのラインナップを選択する必要がある．Sugre 法は，明記はされていないが，文献 [20] の例から投手を 9 番に配置することを前提していると考えられる．Sugre 法は，投手を 9 番に配置することでラインナップは 1 つに決定する．しかし，本研究では投手や捕手などの守備位置を制約として加えず，打



撃確率のみからラインナップ構成を考えている．そのため，ラインナップは1つに定まらない．そこで，Sugre 法により得られる最良と最悪のラインナップについて評価を行なう．

**Input:** The graph  $G(V, E)$  where each node  $j' \in V$ , corresponds to a player and a directed arc  $(j', j) \in E$  represents the potential that player  $j$  follows player  $j'$  in the batting order .

$$\begin{array}{l} \max \quad \sum_{j' \in V} \sum_{j \in V} y_{j', j} x_{j', j} \\ \text{s.t.} \quad \sum_{j' \in V} \sum_{j \in V} x_{j', j} = 9 \\ \quad \quad \quad x_{j', j} \in \{0, 1\} \end{array} \quad (3.6)$$

- $x_{j', j}$ : 1 (if arc  $(j', j)$  is selected), 0 (otherwise)

#### 4. 打番の要求機能の定量化法

提案法は，以下の2段階から構成される．

1. 要求機能の評価尺度の選択
2. 打番の要求機能値の算出

本論文では，NPB パシフィックリーグの2007年シーズンにおける全スターティングメンバー54名(各チームにおいて各打番で最も多く出場した選手9名×6チーム)の打撃確率(以後，基盤データ  $\mathcal{J}$ )を基に，期待得点値算出モデルからデータを生成し，これを解析する．

##### 4.1. 要求機能の評価尺度の選択法

はじめに，打番の要求機能を定量的に評価するための尺度を決定する．従来，選手の能力の定量的評価は大きな関心事であり，多くの評価尺度が提案されている．

たとえば，打率(BA)，出塁率(OBP)，長打率(SLG)は，現在でも広く利用されている伝統的な選手個人の評価尺度である．この他に，Lindsey Value[14]やOPA[17]，Runs Created[12]，ERP[1]，Berry Value[2]が提案されている．これらは，いずれもチームメイトに依存しない選手個人の定量的評価を目的とした尺度である．

しかし，ラインナップ構成は，“打番間の関係”が大きい問題である．そこで，“並び順の影響”を前提とした要求機能の評価尺度を考える．ここでは，DLモデルが前提としている打撃確率  $p^h$  ( $\mathcal{H} = \{h|O, BB, S, D, T, HR\}$ )の6種類のパラメタを基に，要求機能の評価尺度を選択することを考える．評価尺度選択法として，以下の3つが考えられる．

- 1) 主成分分析適用によるパラメタの縮約
- 2) 重回帰分析適用による  $t$  値からの尺度選択
- 3) RL値(SIL)との相関の強弱による尺度選択

はじめに，式(4.1)の制約条件の下，1～9番打者の打撃確率を設定，SILを算出する作業を，10,000回繰り返す．この作業で得られた10,000のラインナップの打撃確率  $p_{\text{Lineup}}^h = (\sum_{k=1}^9 p_k^h)/9$  ( $h \in \mathcal{H}$ )とSILを本実験の解析データとして用いる．

$$\begin{array}{l} \text{s.t.} \quad \min p_j^h \leq p_k^h \leq \max p_j^h \quad (h \in \mathcal{H}, j \in \mathcal{J}) \\ \quad \quad \quad \sum_{h \in \mathcal{H}} p_k^h = 1 \end{array} \quad (4.1)$$

つぎに，3つの評価尺度選択法を解析データに適用する．

### 1) 主成分分析適用によるパラメタの縮約

主成分分析を  $p_{\text{Lineup}}^h = (\sum_{k=1}^9 p_k^h)/9$  に適用することで，6種類のパラメタを縮約した総合的尺度を作成し，評価尺度とすることを考える．ここでは，累積寄与率が83.34%となる第4主成分までを結果として，表7に示す．この結果から，主成分の意味付けを行うことは容易ではない．主成分の意味付けを行わずに，各主成分を評価尺度として用いることは可能ではあるが，本研究では，利用者への説明力を評価する説得性も提案法の重要なポイントであると考えているため，主成分分析の適用は，本研究の評価尺度選択法としては適当ではない．

表 7: 主成分分析の適用結果

	第1主成分	第2主成分	第3主成分	第4主成分
$p_{\text{Lineup}}^{\text{O}}$	0.787	0.154	0.057	0.028
$p_{\text{Lineup}}^{\text{BB}}$	-0.243	-0.762	0.353	0.032
$p_{\text{Lineup}}^{\text{S}}$	-0.543	0.610	0.201	0.048
$p_{\text{Lineup}}^{\text{D}}$	-0.093	-0.075	-0.425	-0.816
$p_{\text{Lineup}}^{\text{T}}$	-0.012	0.015	-0.095	-0.291
$p_{\text{Lineup}}^{\text{HR}}$	-0.137	-0.133	-0.801	0.495

### 2) 重回帰分析適用による $t$ 値からの尺度選択

目的変数を SIL，説明変数を  $p_{\text{Lineup}}^h = (\sum_{k=1}^9 p_k^h)/9$  ( $h \in \mathcal{H}$ ) として重回帰分析を適用し，得られた  $t$  値が高い，つまり SIL を説明する上で貢献度の高いパラメタを評価尺度とすることを考える．表8に示した回帰式の自由度調整済み寄与率は0.994を示しており，回帰式は有効であると考えられる．表8から，各パラメタの  $t$  値には差はほとんどなく，SIL を説明する上での貢献度は，どのパラメタも同程度である．このことから，6種類全てのパラメタを評価尺度とすることが考えられるが， $p$  値に着目すると，各パラメタの偏回帰係数の有意性は示されていない．したがって，重回帰分析適用による  $t$  値からの尺度選択は，本研究においては適当ではない．

### 3) RL 値 (SIL) との相関の強弱による尺度選択

SIL との相関が強く，かつ互いの相関が弱いパラメタを評価尺度とすることを考える．ここで，安打を打つ能力を計るパラメタ，出塁する能力を計るパラメタ，走者を返す能力を計るパラメタと考えられる打率 (BA)，出塁率 (OBP)，長打率 (SLG) を解析データとして加える． $k$  番打者の打率，出塁率，長打率は，打撃確率  $p_k^h$  ( $h \in \mathcal{H}$ ) を用いて，式 (4.2) により，ラインナップの打率，出塁率，長打率は，式 (4.3) により計算される．

$$\begin{cases} BA_k = \frac{p_k^{\text{S}} + p_k^{\text{D}} + p_k^{\text{T}} + p_k^{\text{HR}}}{1 - p_k^{\text{BB}}} \\ OBP_k = 1 - p_k^{\text{O}} \\ SLG_k = \frac{(1 \times p_k^{\text{S}} + 2 \times p_k^{\text{D}} + 3 \times p_k^{\text{T}} + 4 \times p_k^{\text{HR}})}{1 - p_k^{\text{BB}}} \end{cases} \quad (4.2)$$

表 8: 重回帰分析の適用結果

	偏回帰係数	$t$ 値	$p$ 値
$p_{\text{Lineup}}^{\text{O}}$	548	0.734	0.463
$p_{\text{Lineup}}^{\text{BB}}$	576	0.772	0.440
$p_{\text{Lineup}}^{\text{S}}$	582	0.780	0.435
$p_{\text{Lineup}}^{\text{D}}$	589	0.790	0.429
$p_{\text{Lineup}}^{\text{T}}$	600	0.804	0.422
$p_{\text{Lineup}}^{\text{HR}}$	622	0.833	0.405

表 9: RL 値 (SIL) との相関係数と相関の強弱

	相関係数	相関
$p_{\text{Lineup}}^{\text{O}}$	<b>-0.884</b>	<b>S</b>
$p_{\text{Lineup}}^{\text{W}}$	0.188	W
$p_{\text{Lineup}}^{\text{S}}$	0.401	W
$p_{\text{Lineup}}^{\text{D}}$	0.199	W
$p_{\text{Lineup}}^{\text{T}}$	0.0752	W
$p_{\text{Lineup}}^{\text{HR}}$	0.630	W
$BA_{\text{Lineup}}$	<b>0.841</b>	<b>S</b>
$OBP_{\text{Lineup}}$	<b>0.884</b>	<b>S</b>
$SLG_{\text{Lineup}}$	<b>0.901</b>	<b>S</b>

$$\left\{ \begin{array}{l} BA_{\text{Lineup}} = \frac{\sum_{k=1}^9 BA_k}{9} \\ OBP_{\text{Lineup}} = \frac{\sum_{k=1}^9 OBP_k}{9} \\ SLG_{\text{Lineup}} = \frac{\sum_{k=1}^9 SLG_k}{9} \end{array} \right. \quad (4.3)$$

はじめに, SIL と  $p_{\text{Lineup}}^h$  ( $h \in \mathcal{H}$ ) に打率 ( $BA_{\text{Lineup}}$ ), 出塁率 ( $OBP_{\text{Lineup}}$ ), 長打率 ( $SLG_{\text{Lineup}}$ ) を加えた 9 種類のパラメタとの相関係数  $R$  を, ピアソンの積率相関係数を用いて計算する. 結果を表 9 に示す. 本研究では文献 [10] を参考に, 相関係数  $|R| > 0.7$  の場合には相関は強い,  $|R| < 0.7$  の場合には相関は弱いとし, それぞれ S, W と表記する. 表 9 から, SIL と相関が強いパラメタは  $\{p^{\text{O}}, BA, OBP, SLG\}$  であるが,  $p^{\text{O}}$  と  $OBP (= 1 - p^{\text{O}})$  は同様のパラメタであるため, 本研究では  $p^{\text{O}}$  は除外する.

つぎに,  $(BA, OBP, SLG)$  の互いの相関係数を計算し, 結果を表 10 に示す. 表 10 から, 互いの相関が弱いパラメタは,  $(OBP, SLG)$  である.

そこで, 本研究では  $(OBP, SLG)$  を, 出塁する能力を計る尺度, 走者を返す能力を計る尺度とそれぞれ位置付け, 打番の要求機能の評価尺度として決定し,  $\mathcal{L} = \{\ell | OBP, SLG\}$  と記述する.

#### 4.2. 打番の要求機能値の算出法

つぎに,  $\mathcal{L} = \{\ell | OBP, SLG\}$  を用いて, 打番の要求機能値 ( $D_k^\ell$ ) を算出する. 打番の要求機能値の算出法を図 5 に示す. 図 5 中の  $d_{s_i}^\ell$  は状態  $s_i$  の要求機能値,  $V_{s_i}$  は状態  $s_i$  の状態価値,  $w_{s_i, k}$  は状態  $s_i$  で打番  $k$  が打席に立つ度合 (以後, 関係値) を表す.

表 10: (BA, OBP, SLG) 間の相関係数と相関の強弱

	$BA_{Lineup}$	$OBP_{Lineup}$	$SLG_{Lineup}$
$BA_{Lineup}$	-	0.808	0.734
$OBP_{Lineup}$	S	-	<b>0.611</b>
$SLG_{Lineup}$	S	W	-

1. Calculate required-value of a state  $d_{s_i}^\ell$ 
  - (a) Rank batters who are required for each state
  - (b) Apply fuzzy conjoint analysis to result of step (a)
2. Decision of a state-value  $V_{s_i}$
3. Decision of a relation-value  $w_{s_i, k}$
4.  $D_k^\ell = \sum_{i=1}^{24} \{w_{s_i, k} \times (d_{s_i}^\ell \times V_{s_i})\}$

図 5: 打番の要求機能値の算出法

以下に、各手順 1~4 を説明する。図 5 中の手順 1. 各状態の要求機能値の計算について説明する。手順 (a) では、はじめに、順位付けを行う選手集合を決定する。ここでは、手順 (b) でコンジョイント分析を用いるため、出塁率 (OBP)、長打率 (SLG) の水準値から、打撃確率  $p^h (h \in \mathcal{H})$  を設定し、選手集合を決定する。基盤データである 54 名の打撃確率を基に、表 11 のように水準値を定め、16(4 × 4) 名を順位付けを行う選手集合として、 $\mathcal{J}' = \{j' | 1, 2, \dots, 16\}$  と記述する。つぎに、選手集合  $\mathcal{J}'$  に対して、図 6 に示す“状態  $s_i$  に要請される選手の順位付け法”を適用する。図 6 中の  $Q(s_i, j')$  は状態  $s_i$  で選手  $j'$  が打席に立つ価値、Episode は解析状態  $s_i$  から 3 アウト状態  $s_0$  までの期間、 $s$  は現状態、 $s'$  は次状態、 $r$  は 1Episode での総得点値、 $R_{ss'}$  は状態  $s$  から次状態  $s'$  への遷移時の得点値を表す。

“状態  $s_i$  に要請される選手の順位付け法” (図 6) を、10,000 組の選手集合  $\mathcal{J}'$  に対して、各状態に適用した結果のうち、状態  $s_{21}^\ddagger$  における結果を、図 7 に示す。横軸は選手  $j'$ 、縦軸は  $p(s_{21}, j') = Q(s_{21}, j') / \sum_{j'} Q(s_{21}, j')$ 、各選手の棒グラフ上の数字はその選手の順位を表す。ここで、選手  $j'$  を (OBP の水準値, SLG の水準値) と表すと、選手 2 は (1, 2)、選手 5 は (2, 1) と記述される。一方、図 7 から状態  $s_{21}$  では選手 5 の方が選手 2 より要請されている。以上のことから、状態  $s_{21}$  は長打率 (SLG) の方を出塁率 (OBP) より要求すると予想される。選手 3 (1, 3) と選手 9 (3, 1)、選手 4 (1, 4) と選手 13 (4, 1) を比較しても、同様に長打率 (SLG) の水準値が高い選手の方が要請されている。

手順 (b) では、手順 (a) で得られる結果に対して、ファジィ・コンジョイント分析 [24] を適用する。コンジョイント分析は、マーケティングの分野で広く利用されている手法であり、顧客のサービスに対する選好順位データを用いて、サービスの各属性に対する寄与率を求められる。ここでは、手順 (a) で得られる“状態  $s_i$  に要請される選手の順位データ”を用いて、要求機能の評価尺度  $\ell$  に対する寄与率、つまり、“状態の要求機能値  $d_{s_i}^\ell$ ”を求める。

状態  $s_i (i = 1, 2, \dots, 24)$  の要求機能値  $d_{s_i}^\ell$  を、表 12 に示す。ここで、状態  $s_{21}$  に着目すると、図 7 から予想されるように、長打率 (SLG) の方が出塁率 (OBP) より要求されているこ

‡表 4 参照: $s_{21}$  は 2 アウト一塁

表 11: *OBP* と *SLG* の水準値

<i>OBP</i>	<i>SLG</i>
1 (75% 点 ~ 最大値)	1 (75% 点 ~ 最大値)
2 (中央値 ~ 75% 点)	2 (中央値 ~ 75% 点)
3 (25% 点 ~ 中央値)	3 (25% 点 ~ 中央値)
4 (最小値 ~ 25% 点)	4 (最小値 ~ 25% 点)

(a-1) Initialize  $Q(s_i, j')$  for all  $(s_i, j')$

(a-2) Repeat each Episode:

$s = s_i, r = 0$

(a-2-1) Repeat each at-bat of Episode:

· In accordance with  $Q(s_i, j')$ , decide batter  $j'$  at bat of a state  $s_i$

· In accordance with batting probability  $p_{j'}^h$ , observe  $s'$  and  $R_{ss'}$

·  $s = s', r += R_{ss'}$

Terminate if  $s = s_0$

For all  $(s_i, j')$  in a Episode,  $Q(s_i, j') += r$

(a-3) Rank batter  $j'$  in descending order, by comparison with  $Q(s_i, j')$  for each state  $s_i$

図 6: 状態  $s_i$  に要請される選手の順位付け法

とがわかる。

図 5 中の手順 2. 状態価値の決定について説明する。ここでは、基盤データである 54 名の中で、SI 上位 9 名、下位 9 名を用いて算出した、“状態  $s_i$  から 3 アウト状態  $s_0$  までの期待得点値 ( $v_{s_i}$ )” の比率が各状態で類似していることを利用する。基盤データ 54 名の平均打撃確率  $p_{\text{Average}}^h = (\sum_{j \in \mathcal{J}} p_j^h) / 54$  ( $h \in \mathcal{H}$ ) に従う選手 9 名、SI 上位 9 名、SI 下位 9 名を用いて算出した  $v_{s_i}$  を、図 8 に示す。

ここでは、基盤データ 54 名の平均打撃確率に従う選手 9 名を用いて算出した  $v_{s_i}$  を利用する。状態  $s_8$  ( $\arg \max_{s_i \in \mathcal{S}} v_{s_i}$ ) の状態価値  $V_{s_8} = 1$  とし、 $V_{s_i}$  ( $i \neq 8$ ) は、 $v_{s_8}$  との比率で決定する。得られた状態価値  $V_{s_i}$  を、表 13 に示す。

図 5 中の手順 3. 状態と打番の関係値の決定について説明する。手順 2 と同様に、SI 上位 9 名、下位 9 名を用いて算出した、“状態  $s_i$  において打番  $k$  が打席に立つ確率 ( $p(s_i, k)$ )” に優位な差が確認されないことを利用する。基盤データ 54 名の平均打撃確率  $p_{\text{Average}}^h = (\sum_{j \in \mathcal{J}} p_j^h) / 54$  ( $h \in \mathcal{H}$ ) に従う選手 9 名、SI 上位 9 名、SI 下位 9 名を用いて算出した  $p(s_i, k)$  ( $k = 1, 2$ ) を、図 9、図 10 に示す。

ここでは、基盤データ 54 名の平均打撃確率に従う選手 9 名を用いて算出した  $p(s_i, k)$  を利用する。打番  $k$  と状態  $s_i$  の関係値  $w_{s_i, k} = 100 \times p(s_i, k) / \sum_{i=1}^{24} \sum_{k=1}^9 p(s_i, k)$  とする。得られた打番 1 ~ 5 の関係値  $w_{s_i, k}$  ( $k = 1, 2, 3, 4, 5$ ) を図 11 に、打番 5 ~ 9 の関係値  $w_{s_i, k}$  ( $k = 5, 6, 7, 8, 9$ ) を図 12 に、すべての打番の関係値をまとめた表を表 14 に示す。

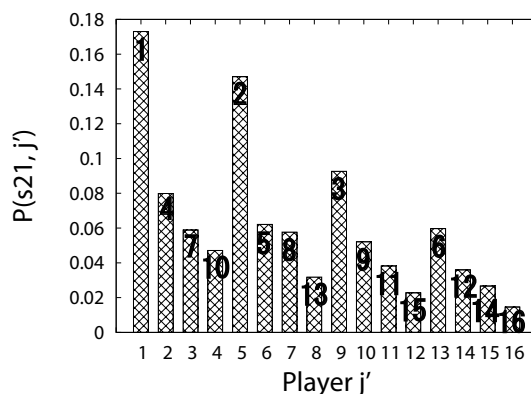


図 7: 状態  $s_{21}$  に要請される選手の順位データ

表 12:  $d_{s_i}^\ell$ : 状態の要求機能値

$\ell \backslash s_i$	$s_1$	$s_2$	$s_3$	$s_4$	$s_5$	$s_6$	$s_7$	$s_8$
<i>OBP</i>	73	64	77	71	58	73	76	81
<i>SLG</i>	27	36	23	29	42	27	24	19
$\ell \backslash s_i$	$s_9$	$s_{10}$	$s_{11}$	$s_{12}$	$s_{13}$	$s_{14}$	$s_{15}$	$s_{16}$
<i>OBP</i>	50	41	50	63	64	77	71	71
<i>SLG</i>	50	59	50	37	36	23	29	29
$\ell \backslash s_i$	$s_{17}$	$s_{18}$	$s_{19}$	$s_{20}$	$s_{21}$	$s_{22}$	$s_{23}$	$s_{24}$
<i>OBP</i>	6	6	36	50	30	33	50	78
<i>SLG</i>	94	94	64	50	70	67	50	22

表 14 から、関係値の合計値は打番 1 が最も高く、後の打番ほど低くなっていることがわかる。関係値の合計値が高いということは打席が多く回ることを示しており、この結果は妥当である。また、状態ごとに着目すると、打番 1 から打番 5 においては、打番 1 は  $s_1$ 、打番 2 は  $s_2, s_3, s_4, s_9$  のように、他の打番と比べて関係の強い状態が存在し、図 11 から各打番でグラフの傾向が異なっていることがわかる。打番 6 から打番 9 においては、打番 6 が  $s_{24}$  との関係が強いことを除き、図 12 から、グラフの傾向は打番 5 と類似していることがわかる。

図 5 中の手順 4. 打番の要求機能値の算出について説明する。ここでは、式 (4.4) から、打番の要求機能値  $D_k^\ell$  を算出する。算出した要求機能値  $D_k^\ell (0 \leq D_k^\ell \leq 100)$  を、図 13 に示す。ドーナツグラフ上の数値は要求機能値  $D_k^\ell$ 、中心の数値は  $\sum_{\ell \in \mathcal{L}} D_k^\ell (0 \leq \sum_{\ell \in \mathcal{L}} D_k^\ell \leq 200)$  を表す。図 13 から、要求機能値の合計値  $\sum_{\ell \in \mathcal{L}} D_k^\ell$  は打番 3 と打番 4 の逆転を除き、打番 1 が最も高く、後の打番ほど低くなっていることがわかる。これは、打番と状態の関係値の合計値 (表 14) が強く反映された結果である。打番 3 と打番 4 の逆転の原因としては、打番 4 は状態価値の高い  $s_8$  との関係値が高いため (表 13, 表 14)、要求機能値の合計値も高くなったと考える。OBP と SLG の割合に着目すると、どの打番においても OBP の割合が大きいがわかる。これは、0 アウト・1 アウトの状態では OBP の要求機能値が高い状態がほとんどであり (表 12)、それが反映された結果である。

$$D_k^\ell = \sum_{i=1}^{24} \{w_{s_i, k} \times (d_{s_i}^\ell \times V_{s_i})\} \tag{4.4}$$

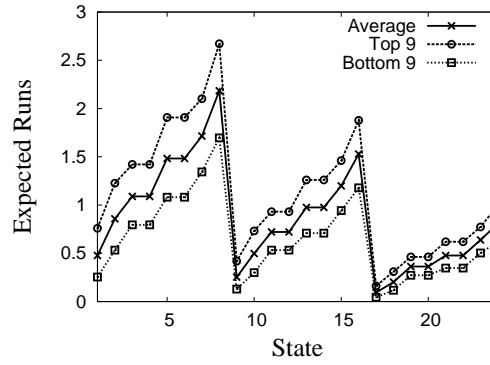


図 8:  $v_{s_i}$ : 3アウト状態  $s_0$  までの期待得点値

表 13:  $V_{s_i}$ : 状態価値

$s_i$	$s_1$	$s_2$	$s_3$	$s_4$	$s_5$	$s_6$	$s_7$	$s_8$
$V$	0.22	0.39	0.50	0.50	0.68	0.68	0.79	1.0
$s_i$	$s_9$	$s_{10}$	$s_{11}$	$s_{12}$	$s_{13}$	$s_{14}$	$s_{15}$	$s_{16}$
$V$	0.12	0.23	0.33	0.33	0.45	0.45	0.55	0.70
$s_i$	$s_{17}$	$s_{18}$	$s_{19}$	$s_{20}$	$s_{21}$	$s_{22}$	$s_{23}$	$s_{24}$
$V$	0.043	0.093	0.17	0.17	0.22	0.22	0.29	0.37

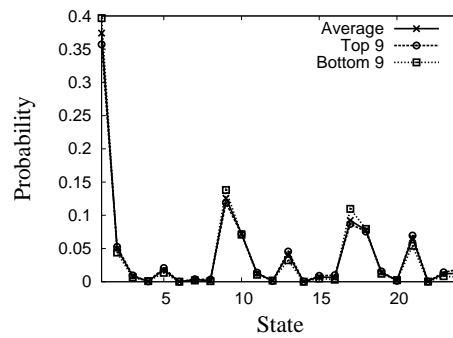


図 9:  $p(s_i, 1)$ : 打番 1 が打席に立つ確率

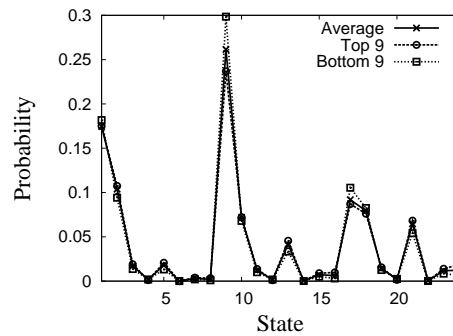


図 10:  $p(s_i, 2)$ : 打番 2 が打席に立つ確率

## 5. 考察

### 5.1. 提案法の評価方法

本研究では、提案法を以下の2点から評価する。1点目で、4章で説明した打番の要求機能の定量化法の妥当性を示す。2点目における(2-a)、(2-b)、(2-c)では、得られた要求機能値に

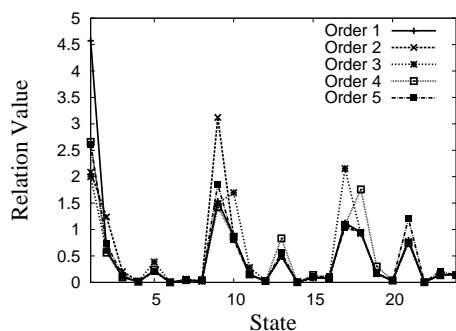


図 11:  $w_{s_i, k}$  ( $k = 1, 2, 3, 4, 5$ ): 打番 1 ~ 5 の関係値

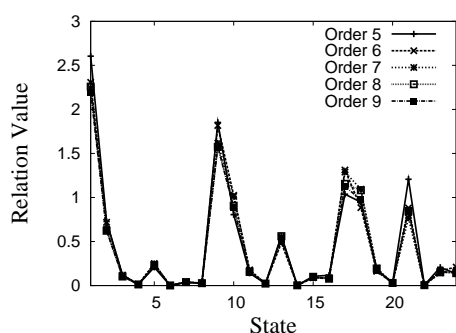


図 12:  $w_{s_i, k}$  ( $k = 5, 6, 7, 8, 9$ ): 打番 5 ~ 9 の関係値

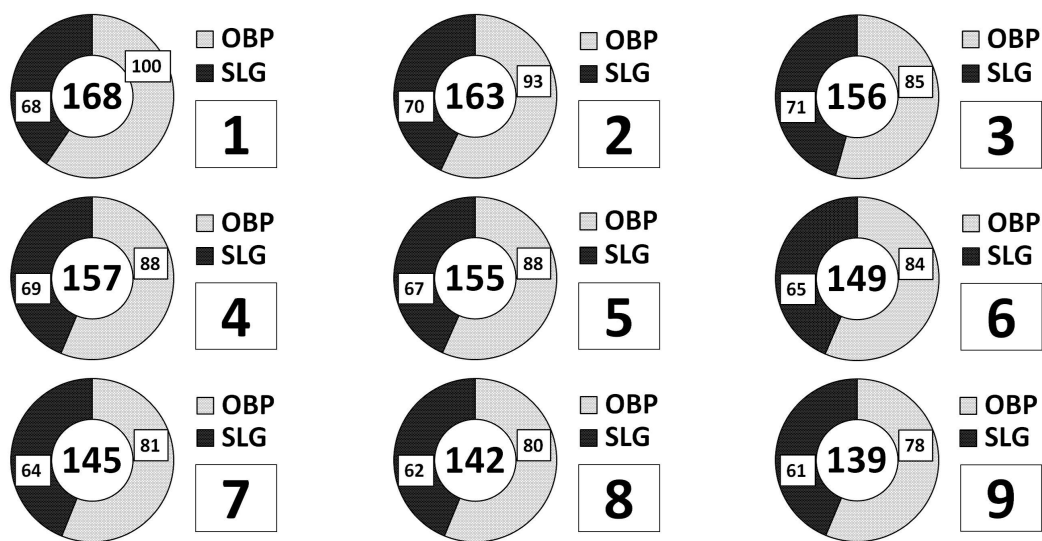


図 13:  $D_k^\ell$ : 打番の要求機能値

適合する選手をその打番に配置するマッチング問題に置き換えた場合の利点を, (2-d), (2-e) では, 打番の要求機能の定量化法の利点を示す.

1. 打番の要求機能値の評価
2. ラインナップ構成法としての評価
  - (2-a) RL 値 (SIL) の精度
  - (2-b) ラインナップ構成までの計算量
  - (2-c) 選手集合サイズ増加に対する拡張性



表 14:  $w_{s_i, k}$ : 打番  $k$  と状態  $s_i$  の関係値

$s_i \backslash k$	1	2	3	4	5	6	7	8	9
s <sub>1</sub>	4.57	2.08	2.00	2.66	2.61	2.31	2.24	2.26	2.20
s <sub>2</sub>	0.609	1.24	0.597	0.562	0.728	0.719	0.642	0.622	.624
s <sub>3</sub>	0.101	0.204	0.102	0.094	0.122	0.120	0.107	0.103	0.106
s <sub>4</sub>	0.012	0.021	0.015	0.012	0.014	0.014	0.014	0.013	0.013
s <sub>5</sub>	0.218	0.214	0.388	0.241	0.208	0.246	0.250	0.230	0.220
s <sub>6</sub>	0.001	0.001	0.002	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001	0.001
s <sub>7</sub>	0.037	0.037	0.063	0.043	0.036	0.041	0.043	0.040	0.038
s <sub>8</sub>	0.024	0.024	0.024	0.041	0.028	0.023	0.026	0.028	0.025
s <sub>9</sub>	1.54	3.12	1.49	1.42	1.85	1.82	1.62	1.57	1.58
s <sub>10</sub>	0.884	0.857	1.70	0.863	0.806	1.02	1.01	0.907	0.881
s <sub>11</sub>	0.153	0.147	0.283	0.152	0.141	0.178	0.174	0.157	0.151
s <sub>12</sub>	0.021	0.020	0.033	0.026	0.022	0.023	0.023	0.023	0.022
s <sub>13</sub>	0.502	0.496	0.483	0.833	0.563	0.486	0.554	0.562	0.522
s <sub>14</sub>	0.003	0.003	0.003	0.004	0.003	0.003	0.003	0.003	0.003
s <sub>15</sub>	0.089	0.087	0.087	0.139	0.105	0.088	0.096	0.100	0.093
s <sub>16</sub>	0.077	0.074	0.072	0.071	0.116	0.085	0.073	0.079	0.082
s <sub>17</sub>	1.13	1.10	2.15	1.09	1.04	1.31	1.29	1.16	1.13
s <sub>18</sub>	0.948	0.949	0.922	1.76	0.948	0.885	1.09	1.08	0.976
s <sub>19</sub>	0.170	0.171	0.165	0.301	0.175	0.162	0.198	0.194	0.176
s <sub>20</sub>	0.028	0.027	0.026	0.038	0.033	0.029	0.029	0.030	0.029
s <sub>21</sub>	0.802	0.773	0.762	0.744	10.21	0.882	0.768	0.843	0.854
s <sub>22</sub>	0.004	0.004	0.004	0.004	0.006	0.005	0.004	0.004	0.005
s <sub>23</sub>	0.147	0.141	0.139	0.136	0.207	0.168	0.144	0.151	0.156
s <sub>24</sub>	0.154	0.145	0.140	0.138	0.134	0.210	0.164	0.141	0.150
sum .	12.2	11.9	11.7	11.4	11.1	10.8	10.6	10.3	10.0

(2-d) 種々の期待得点値算出モデルに適用可能な汎用性

(2-e) 利用者に定量的説明を提供できる説得性

また, 3.3 節で紹介した代表的なヒューリスティック手法から得られる以下の 5 つのラインナップと比較する. ここで, 監督による基本ラインナップは, ラインナップを構成する各チームにおいて, 実際の試合で監督が最も頻繁に用いたラインナップを表す.

1. Bukiet 法により得られるラインナップ
2. Sokol 法により得られるラインナップ
3. Sugre 法により得られるラインナップ
4. RI 値 (SI) の降順に並ぶラインナップ
5. 監督による基本ラインナップ

## 5.2. 打番の要求機能値の評価

本節では, 4 章で得られた打番の要求機能値 (図 13) の妥当性を議論する.

### 5.2.1. 要求機能値の評価法

要求機能値 ( $D_k^\ell$ ) の評価法を, 図 14 に示す. ここで,  $\ell$ -value は, 要求機能の評価尺度  $\ell$  の値を表す.

手順 1 の目的は,  $D_k^\ell$  ( $k = 1, 2, \dots, 9$ ) を満たす選手  $k$  の打撃確率 ( $p_k^h$ ) を設定することで

ある．手順 (a) では，任意の選手  $k'$  の評価尺度  $\ell$  の値を設定する．例えば， $OBP_1$  (選手 1 の OBP の値) = 0.50， $SLG_1$  (選手 1 の SLG の値) = 0.50 のように設定する．手順 (b) では， $D_{k'}^\ell$  と  $D_k^\ell$  ( $k \neq k'$ ) との比率に応じて，選手  $k$  ( $k \neq k'$ ) の評価尺度  $\ell$  の値を決定する．例えば， $D_1^{\text{OBP}} = 100$ ， $D_2^{\text{OBP}} = 50$  と仮定すると， $OBP_1 = 0.50$ ， $OBP_2 = 0.25$  のように決定する．手順 (c) では，評価尺度  $\ell$  の値を満たすように，選手  $k$  の打撃確率 ( $p_k^h$ ) を設定する．

手順 2 では，手順 1 で設定した選手を，選手 1，選手 2， $\dots$ ，選手 9 の順に並べた RL 値と打番を入れ替えた他の RL 値を比較する．ここで，選手 1，選手 2， $\dots$ ，選手 9 の順に並ぶラインナップは，各選手が各打番に要求される打撃確率  $p_k^h$  に従うため，要求機能値  $D_k^\ell$  を基に得られる理想的なラインナップと考えられる．そこで，選手 1，選手 2， $\dots$ ，選手 9 の順に並ぶ RL 値が，その他の RL 値より高い値を示しているならば，要求機能値  $D_k^\ell$  は妥当であると考えられる．

1. Set  $p_k^h$  ( $k = 1, 2, \dots, 9$ ) based on  $D_k^\ell$ 
  - (a) Set  $\ell_{k'}$ -value of arbitrary player  $k'$
  - (b) Normalize  $\ell_k$ -value ( $k \neq k'$ ) in proportion to  $D_k^\ell$
  - (c) Set  $p_k^h$  ( $k = 1, 2, \dots, 9$ ) satisfied  $\ell_k$ -value
2. Compare RL-value of a batting order which is listed as (player 1, player 2,  $\dots$ , player 9) with RL-values of other batting orders

図 14: 要求機能値の評価法

### 5.2.2. 評価実験

打番の要求機能値 (図 13) に，要求機能値の評価法 (図 14) を適用して評価する．

図 14 中の手順 (a) において，選手 1 ( $\arg \max_{k \in \mathcal{K}} D_k^{\text{OBP}}$ ) の OBP の値を，基盤データであるパシフィックリーグの 2007 年シーズンにおける全スターティングメンバー 54 名の  $\max OBP$ ，3 番打者 ( $\arg \max_{k \in \mathcal{K}} D_k^{\text{SLG}}$ ) の SLG の値を， $\max SLG$ ，つまり， $OBP_1 = 0.415$ ， $SLG_3 = 0.603$  と設定し，手順 (b)，手順 (c) と続けた．

選手集合  $|\mathcal{K}| = 9$  から構成され得る全組合せの  $9! = 362,880$  通りのラインナップに対して，SIL を文献 [9] に従い算出し，要求機能値 ( $D_k^\ell$ ) から理想的であると考えられる選手 1，選手 2， $\dots$ ，選手 9 の順に並ぶ SIL と，既存手法である Bukiet 法，Sokol 法，Sugre 法によって得られる SIL，そして，SI の降順に並ぶ SIL を比較する．ここで，全組合せの  $9! = 362,880$  通りの SIL には，最大値と最小値の間に，平均して約 0.2 の差しかないため，本実験では，SIL の順位で比較する．また，選手 1，選手 2， $\dots$ ，選手 9 の順に並んでいる SIL の順位とその他の SIL の順位にそれぞれ有意差があるかを確認するため，以下の設定に基づき t 検定を行う．

- 帰無仮説  $H_0$ : 2 標本の平均の差 = 0
- 対立仮説  $H_1$ : 2 標本の平均の差  $\neq 0$
- 有意水準  $\alpha = 0.01$

5 回の実験を行った結果を表 15 に示す．要求機能値から得られるラインナップを “ $D_k^\ell$ ”，Bukiet 法によって得られる最良のラインナップを “Bukiet (B)”，最悪のラインナップを

“Bukiet (W)” , Sokol 法によって得られるラインナップを “Sokol” , Sugre 法によって得られる最良のラインナップを “Sugre (B)” , 最悪のラインナップを “Sugre (W)” , SI の降順に並ぶラインナップを “SI” とそれぞれ表記した . また t 検定によって , 有意差があると認められた場合には ○ を , 認められなかった場合には × を表記した .

表 15 から , 要求機能値から得られるラインナップは , 最悪の場合でも全組合せの 362,880 通りの 1 % 以内の順位に位置することがわかる . また , Bukiet (B) , Sokol , Sugre (B) , SI と同等の SIL を算出することがわかる . 以上から , 4 章で得られた打番の要求機能値 (図 13) は妥当である .

表 15: 要求機能値の評価結果

	Trial 1	Trial 2	Trial 3	Trial 4	Trial 5	Ave .	Var .	Sig .
$D_k^\ell$	528	137	195	298	135	259	$271 \times 10^2$	—
Bukiet (B)	32	41	59	36	66	47	222	×
Bukiet (W)	195904	86641	92113	134399	140417	$130 \times 10^3$	$195 \times 10^7$	○
Sokol	572	1234	738	419	829	758	$954 \times 10^2$	×
Sugre (B)	6844	19896	702	1355	23412	10442	$112 \times 10^6$	×
Sugre (W)	336571	268789	260629	194603	344358	280990	$378 \times 10^7$	○
SI	3	668	144	209	418	288	$674 \times 10^2$	×

### 5.3. ラインナップ構成法としての評価

本節では , 実データに対するラインナップ構成から提案法を評価する . 本論文では , 最適ラインナップ構成問題を式 (5.1) に示すマッチング問題として扱う . マッチング問題として扱うことで , 選手集合を 9 名に限定せず  $n > 9$  の場合にも適用できる . ここで , 適合度  $C_{k,j}$  は式 (5.2) により計算され , 式 (5.2) 中の選手の能力値 ( $Q_j^\ell$ ) は , 図 15 に示す選手の能力の定量化法により与える .

**Input:** The 2-graph  $G(9, n; 9n)$  which consists of the set of lineup positions  $\mathcal{K} = \{k|1, 2, \dots, 9\}$  and the set of batters  $\mathcal{J} = \{j|1, 2, \dots, n\}$  , and degree of conformity  $C_{k,j}$  .

$$\begin{cases} \max & \sum C_{k,j} X_{k,j} \\ \text{s.t.} & \forall j \quad 0 \leq \sum_{k=1}^9 X_{k,j} \leq 1 \\ & \forall k \quad \sum_{j=1}^n X_{k,j} = 1 \end{cases} \quad (5.1)$$

- $X_{k,j}$ : 1 (if a batter  $j$  is allotted a lineup position  $k$ )  
0 (otherwise)

$$\begin{aligned} C_{k,j} &= \sum_{\ell \in \mathcal{L}} D_k^\ell - \sum_{\ell \in \mathcal{L}} (D_k^\ell - Q_j^\ell) \\ &\text{if } D_k^\ell - Q_j^\ell \leq 0 \rightarrow D_k^\ell - Q_j^\ell = 0 \end{aligned} \quad (5.2)$$

1. Calculate weight of  $\ell$  ( $W^\ell$ ) by Multiple Regression  
 objective variable: RI-value  
 explanatory variable:  $\ell_j$ -value
2. Set  $q_j^\ell$  in proportion to  $\ell_j$ -value
3.  $Q_j^\ell = q_j^\ell \times W^\ell$

図 15: 選手の能力の定量化法

### 5.3.1. RL 値 (SIL) の比較

本論文では、実データとしてNPB パシフィックリーグの2007年シーズンにおける各チームのスターティングメンバ9名のデータを用いる。全組合せの  ${}_9P_9 = 362,880$  通りの各ラインナップに対して、そのSILを文献[9]に従い算出し、提案法、既存手法により得られるラインナップのSILの順位を比較する。

結果を表16に示す。表16中のアルファベットは、各チームの略記号を表す。また、監督による基本ラインナップは“Manager”と表記する。この結果から、提案法により得られたSILの順位は、最良の場合で東北楽天ゴールデンイーグルス(E)の286位で、最悪の場合でも全ラインナップの3%未満の順位に位置することがわかる。既存手法との比較では、Sokol, SIと同等のSILを示している。

また、Pythagorean method[13] § を用いて、1シーズンでの勝利数 (= 144 試合 × 勝率) を算出し、最適ラインナップと期待勝利数を比較する。ここで、得点数は144 試合 × RL 値とし、失点数は各チームのシーズンにおける失点数を用いる。

結果を表17に示す。表17中の○は最適ラインナップと同じ期待勝利数、×は最適ラインナップより期待勝利数が小さく、横の数字はその差を表している。この結果から、提案法により得られたラインナップは、最適ラインナップとの勝利数の差が1試合未満である準最適ラインナップであることがわかる。既存手法との比較では、Bukiet, Sugre, Managerでは、準最適ラインナップではないラインナップが構成される可能性がある。一方、提案法、Sokol, SIでは、全てにおいて準最適ラインナップが構成されている。

表 16: 各手法により得られるラインナップのSILの順位

	F	M	H	L	Bs	E	Ave .	Var .	Sig .
$D_k^\ell$	10129	2278	1643	4333	8746	286	4569	$161 \times 10^5$	—
Bukiet (B)	1	5	1	23	1	24	9	126	×
Bukiet (W)	65242	178426	71565	72610	96572	60695	90852	$199 \times 10^7$	○
Sokol	11860	457	11632	221	7	14156	6389	$463 \times 10^5$	×
Sugre (B)	7979	46590	38511	152	701	2141	16012	$437 \times 10^6$	×
Sugre (W)	237630	295838	297351	325627	330783	329144	302729	$126 \times 10^7$	○
SI	1855	2504	449	802	12682	7191	4247	$230 \times 10^5$	×
Manager	5830	58474	10673	75491	2341	51229	34006	$991 \times 10^6$	×

§ 勝率 = (得点数)<sup>2</sup> / [(得点数)<sup>2</sup> + (失点数)<sup>2</sup>]

表 17: 最適ラインナップとの期待勝利数の比較

	F	M	H	L	Bs	E
$D_k^{\ell}$	○	○	○	○	○	○
Bukiet (B)	○	○	○	○	○	○
Bukiet (W)	× 1	○	× 1	× 1	× 1	× 1
Sokol	○	○	○	○	○	○
Sugre (B)	○	○	○	○	○	○
Sugre (W)	× 2	× 1	× 2	× 1	× 2	× 2
SI	○	○	○	○	○	○
Manager	○	○	○	× 1	○	× 1

### 5.3.2. 計算量の比較

最適ラインナップ構成問題をマッチング問題として扱い、Edmonds の変数最大マッチングアルゴリズム [7] を適用することで、 $n$  名の選手集合に対して  $O(n^3)$  の計算量で準最適ラインナップ構成が可能である。これは、選手集合から構成され得る全ラインナップに対して期待得点値を算出する場合の計算量  $O(n^9)$  と比較すると大きな改善である。

各手法の計算量を表 18 に示す。全ラインナップに対して期待得点値を算出する場合は、“All” と表記した。この結果から、提案法は既存手法と同等に計算量を改善している。

### 5.3.3. 拡張性の比較

野球チームは一般に 9 名より多い選手が在籍し、これらの選手集合からラインナップを構成する。特にプロ野球では選手数は多く、選手集合が 10 名以上である場合への拡張性は重要な特徴の一つである。

提案法と Sugre においては、選手集合を 9 名に限定せずに、すべての選手の組合せからラインナップ構成を考える。一方、Sokol は 9 名の選手集合からのラインナップ構成を前提とし、10 名以上の場合のラインナップ構成に対する指針は示されていない。また、Bukiet、SI においては選手集合がどんなに大きくなると、SI 上位 9 名からラインナップ構成を考える。SI 上位からラインナップを構成することが必ずしも SIL を高めるわけではない [9] ことは示されており、選手集合 9 名を前提とした方法は拡張性の点で課題が残ると考える。

### 5.3.4. 汎用性の比較

2.2 節で述べたように、期待得点値算出モデルは打撃集合 ( $\mathcal{H}$ ) や進塁規則 ( $R^h$ ) の変更が容易であること、変更を加えることで精度が高くなるモデルがあることが示されている。そのため、打撃集合や進塁規則の変更の要請に対応できることは、ラインナップ構成手法が備えるべき重要な特徴の一つといえる。

提案法をはじめ、Sokol を除くその他の手法は、打撃集合 ( $\mathcal{H}$ ) や進塁規則 ( $R^h$ ) を変更した拡張期待得点値算出モデルに対しても適用可能である。一方、Sokol は打撃集合 ( $\mathcal{H}$ ) を変更した拡張期待得点値算出モデルには適用可能であるが、進塁規則 ( $R^h$ ) を変更した拡張期待得点値算出モデルに対しては適用不可能である。

### 5.3.5. 利用者への説得性の比較

提案法は、打番の要求機能と選手の能力をそれぞれ定量化し、各打番に適合する選手を配置しているため、利用者への説得性は強い。また、Sokol、Sugre においては、選手間の依存関係からラインナップを構成し、SI は、個人の評価が高い順に選手を並べているため、利用者への説得性は強い。一方、Bukiet、Manager においては、観測による発見的知識であり、出

力されるラインナップ構成の定量的な根拠は与えられないため、利用者への説得性は弱い。

また、各手法の入力データと出力ラインナップ数を表 19 にまとめる。利用者にとって、ラインナップが一意に定まることは重要である。その点、提案法、Sokol、SI は、利用者が複数のラインナップから一つを選択する必要はない。

表 18: 各手法の計算量

All	$O(n^9)$	
$D_k^\ell$	$O(n^3)$	
Bukiet	$O(n^2)$	$O(n \log n)$
Sokol	$O(n^2)$	$O(n \log n)$
Sugre	$O(n^3)$	
SI	$O(n^2)$	$O(n \log n)$

表 19: 各手法の入力データと出力ラインナップ数

	入力データ	出力ラインナップ数
$D_k^\ell$	$OBP, SLG$	1
Bukiet	SI	987
Sokol	$PV, RV$	1
Sugre	$p^h (h \in \mathcal{H})$	9
SI	SI	1

## 6. 結論および今後の課題

本論文では、ラインナップ構成の指標となる打番の要求機能を定量化する方法を提案した。提案法は「要求機能の評価尺度の選択」および「要求機能値の算出」の2段階からなる。そして、提案法より得られた要求機能値の妥当性を示した。

また、「打番の要求機能」に加えて「選手の能力」を定量化することで、最適ラインナップ構成問題をマッチング問題として定式化した。そして、このマッチング問題によるラインナップ構成手法を、1. RL 値, 2. 計算量, 3. 拡張性, 4. 汎用性, 5. 利用者への説得性の5つの観点から、既存手法との比較で議論した。その結果を表 20 にまとめる。この結果から、提案法は、他の手法に比べて優位であることがわかる。

しかし、打撃集合 ( $\mathcal{H}$ ) や進塁規則 ( $R^h$ ) を変更した拡張期待得点値算出モデルに対する汎用性においては、各手法の拡張可能性を比較したに過ぎない。そこで、拡張期待得点値算出モデルに対して各手法を適用することで、RL 値の精度に与える影響を考察する必要がある。

表 20: 各手法の評価結果

	RL	計算量	拡張性	汎用性	説得性
$D_k^\ell$	○	○	○	○	○
Bukiet	×	○	×	○	×
Sokol	○	○	×	×	○
Sugre	×	○	○	○	○
SI	○	○	×	○	○
Manager	×	—	—	—	×

## 参考文献

- [1] J.M. Bennet and J.A. Flueck: An evaluation of MLB offensive models. *The American Statistic*, **37** (1983), 76–82.
- [2] S.M. Berry: Modeling offensive ability in baseball. *Chance*, **13** (2000), 52–57.
- [3] B. Bukiet and E. Harold: A Markov chain approach to baseball. *Operations Research*, **45-1** (1997), 14–23.
- [4] Y.Y. Chen: Batting order optimization using evolutionary computation. <http://www.csie.nctu.edu.tw/~chenyy/FAAB/Lineup/report.pdf>, (March 31, 2011).
- [5] T.M. Cover and C.W. Keilers: An offensive earned-run average for baseball. *Operations Research*, **25-5** (1977), 729–740.
- [6] D.A. D’Esopo and B. Lefkowitz: *The Distribution of Runs in the Game of Baseball* (SRI Internal Report, 1960).
- [7] J. Edmonds: Paths, trees, and flowers. *Canadian Journal of Mathematics*, **17** (1965), 449–467.
- [8] R.A. Freeze: An analysis of baseball batting order by monte carlo simulation. *Operations Research*, **22** (1974), 728–735.
- [9] 廣津信義, 宮地力: 野球チームのラインナップ選定のための数理的一手法 日本代表チームの選定を例として . オペレーションズ・リサーチ, **49-6** (2004), 380–389.
- [10] 石村貞夫: *すぐわかる統計解析* (東京図書, 1993).
- [11] B. James: *1977 Baseball Abstract* (self-published, 1977).
- [12] B. James: *1979 Baseball Abstract* (self-published, 1979).
- [13] B. James: *Bill James Baseball Abstract 1985* (Villard Books, New York, 1985).
- [14] G.R. Lindsey: An investigation of strategies in baseball. *Operations Research*, **26** (1963), 477–501.
- [15] K. Osawa and K. Aida: Speed-up techniques for computation of markov chain model to find an optimal batting order. *Proceedings of Eighth International Conference on High-Performance Computing in Asia-Pacific Region*, (2005), 315–322.
- [16] 大澤清, 合田憲人: 野球における走者の進塁状況を考慮した勝率計算方法. 日本応用数理学会, **18-3** (2009), 321–346.
- [17] M.D. Pankin: Evaluating offensive performance in baseball. *Operations Research*, **26** (1978), 610–619.
- [18] M.D. Pankin: *Finding Better Batting Orders* (SABR XXI, New York, 1991).
- [19] J. Sokol: A robust heuristic for batting order optimization under uncertainty. *Journal of Heuristics*, **9-4** (2004), 353–370.
- [20] P.K. Sugre and A. Mehrota: An optimisation model to determine batting order in baseball. *Operational Research*, **2-1** (2007), 39–46.
- [21] T. Takei, S. Seko, and K. Ano: Improved optimal batting order with several effects for baseball. *Applied Mathematics and Computation*, **1194** (2001), 87–96.
- [22] 武井貴裕, 瀬古進, 穴田克則: 野球の最適打順を考えてみよう. オペレーションズ・リサーチ, **47-3** (2002), 142–147.

- [23] J. Thorn and P. Palmer: *The Hidden Game of Baseball: A Revolutionary Approach to Baseball and Its Statistics* (Garden City, New York, 1984).
- [24] 上田徹: コンジョイント分析法における曖昧な回答の扱い方. オペレーションズ・リサーチ, 44 (1999), 496–502.

荒井幸代  
千葉大学工学研究科  
〒263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33  
E-mail: sachiyo@faculty.chiba-u.jp



## ABSTRACT

SCENE EVALUATION OF A BALL GAME  
FOR SOLVING LINE-UP OPTIMIZATION

Yuya Kakui Sachiyo Arai  
*Chiba University*

Since baseball has been a big business that produces a large amount of money, it becomes important for baseball teams to compose an optimal batting order that maximizes expected runs. Using “markov chain model to estimate the expected runs (Covers et al. 1977)”, an expected runs of a certain batting order will be computed. However, it takes an  $O(n^9)$  time to reach an optimal batting order in the case of  $n$ -batters set. Therefore, we adopt a kind of heuristic method to find a near-optimal batting order instead of finding an optimal one by modeling this problem as a matching problem. To define it as the matching problem, which assigns players to proper line-up positions, we need to quantify “required function of each line-up position”, “ability of each player”, and “degree of conformity of each line-up position with each player”. In this paper, we focus on quantification of “required function of each line-up position”. In our quantification method, the required function of each line-up position is quantitatively extracted for giving an evaluative to find a near-optimal batting order. In addition, we evaluate our method in two steps. First, we evaluate the valid of “our quantification method of required function”. Second, we evaluate “our matching problem” from the following four viewpoints: 1. Accuracy of expected runs; 2. Computational Effort; 3. Scalability of the method; 4. Conviction of the method; by comparing existing methods.