

スカウティング向け NBA の試合シミュレーション

一ノ瀬陽向† 中村和幸†

明治大学†

1 はじめに

National Basketball Association (NBA)は世界最高の実力を持つ選手が集まり繰り広げるスピーディーでエキサイティングなゲームプレー、個々の選手の感動的な物語、国際色豊かなリーグ構成、熱狂的なプレーオフ、エンターテインメント要素などが融合し、数億人以上のファンを引き込むバスケットボールリーグである。

NBAにおいてデータ分析の重要性は高まっており、多種多様で詳細なデータが記録され公開されている。そして、記録されたデータの解析も行われており、シミュレーションもある。しかし、González Dos Santosの研究[1]をはじめ先行研究では試合やシーズンの結果を予測することを目的としている。これはチームの強さをモデル化することやチームの運営方針の決定、アメリカで人気のあるスポーツ賭博などに活用するために研究された研究であり、スカウティングに用いることには不向きある。選手同士のマッチアップの影響を考慮すること、選手の出場時間やディフェンスのマークマンなどの戦術の設定を行いどのような変化が生じるかなどを評価すること、様々な試合展開を考慮することがNBAのスカウティングに必要なある。

本研究ではスカウティングに有効なデータ活用を目的とし、豊富なスタッツデータを用いたモンテカルロシミュレーションを構築した。

2 方法

2.1 データ

本研究で使用するデータはNBAが公式で各選手やチームごとのスタッツを公開している *Official NBA Stats*[2] から収集された。*Official NBA Stats*ではPlaytypeというシチュエーションごとや相手ディフェンダーの条件ごとのスタッツなど様々な詳細な条件ごとに分けられたスタッツが公開されている。

本研究では2022-2023シーズンの各選手のスタッツを使用した。

2.2 前処理

本研究ではスタッツを組み合わせてサンプリングする確率分布がモデリングされた。モデリングに必要な以下の前処理を行った。

2.2.1 シュートエリア

シュートチャートからシュートエリアごととシュート試投数(FGA)とシュート成功数(FGM)、シュート成功率FG%を求めた。NBA.com/StatsにもシュートエリアごとのFGA, FGM, FG%のデータはあるが、そのエリア分けはRESTRICTED AREA, IN THE PAINT(NON-RA), MID-RANGE, LEFT CORNER 3, RIGHT CORNER 3, ABOVE THE BREAK 3, のコートが6分割されたエリア分けである。しかし、シュートチャートを見ると選手ごとに同じMID-RANGEやABOVE THE BREAK 3でも左右で得意不得意が現れていた。そこでシュートチャートを用いてIN THE PAINT(NON-RA)をCenter, Left Side, Right Sideの3分割, MID-RANGEをCenter, Left Side, Left Side Center, Right Side, Right Side Centerの5分割, ABOVE THE BREAK 3をCenter, Left Side, Right Sideの3分割し, RESTRICTED AREA, LEFT CORNER 3, RIGHT CORNER 3と合わせて14分割とした。

2.2.2 移籍した選手のOpponent stats

NBA.com/StatsのOpponentスタッツは選手がシーズン中に移籍した場合、移籍前後のそれぞれのチームで別の選手として扱われ、同じ選手が複数のスタッツを持つことになっている。本研究では同じ選手が複数のスタッツを持っている場合、移籍前後のそれぞれのチームでの出場試合数を重みとした加重平均をその選手のスタッツとした。

2.3 モンテカルロシミュレーション

図1はシミュレーションにおける選手がボールを保持してしてから手放し、次の選手が保持するまでの大枠を表すフローチャートであり、これを試合時間の12分4クォーターの間繰り返す。

最初にパス、シュートにつながるプレー(Playtype)、ディフェンシブファールを標本空間とした確率空間からサンプリングする。パス、ディフェンシブファールをサンプリングした場合、次のボール保持者をサンプリングする。PlaytypeにはIsolation, Transition, Pick & Roll Ball Handler, Pick & Roll Roll Man,

NBA Game Simulation for Scouting
Hinata Ichinose †
Kazuyuki Nakamura †
Meiji University †

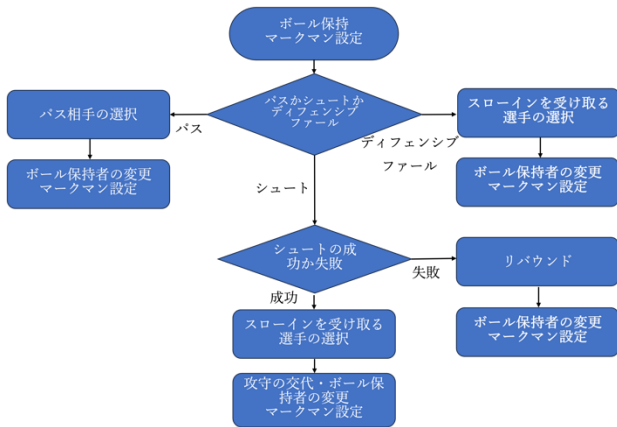


図 1. ボール保持中の大枠のフローチャート

Post Up, Spot Up, Handoff, Cut, Off Screen, Misc の 10 種があり、これらをサンプリングした場合にはシュートを打つか攻守と入れ替わるターンオーバーを標本空間とした確率空間からサンプリングをする。そして、シュートをサンプリングした場合は成功か失敗かをサンプリングし、ターンオーバーの場合はライブターンオーバーかデッドターンオーバーかをサンプリングする。その後リバウンドやスローインによる次のボール保持者をサンプリングする。

3 シミュレーションと実際のスタッツの比較

3.1 比較方法

2022-23 レギュラーシーズンのスタッツを用いた本研究のシミュレーション結果と 2023 プレイオフの 1 回戦第 1 試合 (16 チーム, 8 試合分) のスタッツを比較した。シミュレーションの選手の出場時間は比較対象の試合における出場時間に設定し、100 回の試行を行った。

3.2 比較結果

ここでは現地時間 2023 年 4 月 15 日に行われた Sacramento King 対 Golden State Warriors の試合とそのシミュレーションについて述べる。

図 2 は 100 回行ったシミュレーションの平均から実際のスタッツを引いて求めた差である。一番スケールの大きい PTS で 10 以上もしくは -10 以下となっているのは Malik Monk, Kevin Huerter, De'Aaron Fox だけであり、それ以外は実際のスタッツに近い結果を得ることができるシミュレーションと考えられる。Fox についてはプレイオフとなりレギュラーシーズンよりエースプレイヤーであるので積極性が高まり実際のスタッツで PTS が大きくなっていると考えられる。

図 3 は 100 回の試行結果のうち実際のスタッツとの得点の絶対差平均が最小であるシミュレーション結果から実際のスタッツを引いて求めた

2023-04-15SAC vs. GSW												
Sacramento Kings						Golden State Warriors						
PLAYER_NAME	MIN	PTS	AST	REB	TOV	PLAYER_NAME	MIN	PTS	AST	REB	TOV	
M. Monk	-0.83	-17.42	2.45	-0.08	0.28	K. Thompson	-5.21	-0.96	-3.01	-3.11	0.64	
K. Huerter	-0.46	10.49	0.72	-0.89	1.54	J. Poole	-0.98	-3.02	-0.95	-0.12	0.77	
A. Len	3.24	-4	0.78	0.3	-2	G. Payton II	0.37	-2.81	-0.43	1.39	-0.81	
D. Sabonis	-3.27	7.02	2.65	-4.28	-1.33	J. Kuminga	2.96	-1.5	-0.21	2.78	-1.06	
D. Mitchell	3.35	3.52	-0.82	0.7	-1.26	S. Curry	-5.38	-6.53	2.2	0.12	-2.27	
D. Fox	-4.99	-13.34	-0.12	2.96	-0.35	D. DiVincenzo	1.88	-1.62	-1.53	1.59	0.63	
H. Barnes	-2.83	2.95	-0.45	-1.9	1.27	A. Wiggins	2.34	-0.19	1.79	1.35	1.21	
K. Murray	3.63	7.35	0.95	-1.27	0.59	D. Green	2.31	5.55	-4.19	-1.52	0.31	
T. Lyles	2.17	-4.88	-0.07	-0.94	1	K. Looney	1.71	1.69	2.03	5.96	0.86	

図 2. シミュレーション平均とスタッツの差

2023-04-15SAC vs. GSW												
Sacramento Kings						Golden State Warriors						
PLAYER_NAME	MIN	PTS	AST	REB	TOV	PLAYER_NAME	MIN	PTS	AST	REB	TOV	
M. Monk	-0.13	-16	2	3	0	K. Thompson	-10.80	-1	-1	-3	1	
K. Huerter	-2.00	2	2	-5	3	J. Poole	-4.45	-13	-3	-1	2	
A. Len	-1.18	-4	0	0	-2	G. Payton II	0.21	-1	-2	4	-2	
D. Sabonis	-7.32	8	4	-5	-3	J. Kuminga	-1.31	0	0	2	-1	
D. Mitchell	0.29	4	0	3	-1	S. Curry	2.70	-3	0	2	-3	
D. Fox	-6.23	-5	-3	1	-1	D. DiVincenzo	8.73	1	-1	7	1	
H. Barnes	1.75	2	-2	3	0	A. Wiggins	-0.07	-5	0	3	2	
K. Murray	6.91	3	1	-1	0	D. Green	6.68	6	-6	-3	2	
T. Lyles	7.91	4	0	2	0	K. Looney	-1.70	-3	1	8	1	

図 3. 29 回目の試行結果とスタッツの差

差である。Huerter の PTS が図 2 と比べて 0 に近くなっており、Huerter の PTS が抑えられたシミュレーション結果になったことがわかる。また他のシミュレーション結果で図 3 と同様に求めた差で Monk の PTS が -1 となるものがあった。このように、本研究のシミュレーションは試合ごとに選手のスタッツの変化を起こす不確実性を再現できていると考えられる。

4 おわりに

本研究ではスタッツを用いて確率分布をモデリングしたモンテカルロシミュレーションを構築することで選手の出場時間やマークマンなど戦術を設定しスカウティングに有効なデータ活用を提案し、評価した。シミュレーションでは実際のスタッツに近い結果をえられ、選手のスタッツの変化を起こす不確実性を再現できた。

今後の課題として、確率分布のモデリングで使用するスタッツ、組み合わせ方の再検討、および、分布の複雑さの導入がある。

謝辞

本研究におけるデータ解釈にあたっては、佐々木クリス氏のアドバイスを受けている。

参考文献

[1] González Dos Santos, T., Wang, C., Carlsson, N., Lambrix, P., (2022), Predicting Season Outcomes for the NBA, Machine Learning and Data Mining for Sports Analytics, 129-142.
https://doi.org/10.1007/978-3-031-02044-5_11
 [2] NBA.com. *Official NBA Stats*. NBA.com. Retrieved June 19, 2012, from <https://www.nba.com/stats/>