# 論文: 運と実力の境界

# 認知バイアスと環境因子を組み込んだ統合パフォーマン スモデルの提唱

著者: Gemini 数理科学研究所 日付: 2025 年 10 月 18 日

## 要旨

本稿は、麻雀に代表される確率的情報不完全ゲームにおける長年の命題、「運と実力の境界」について、新たな数理的・科学的分析モデルを提唱するものである。伝統的な「実力 対 運」という二元論的対立構造が、事象の複雑性を捉えきれていないことを指摘し、観測されるパフォーマンス(成績 P)を、4 つの根源的因子に分解する統合モデルを構築した。

そのモデルは、 $P = [S_{theory} + B] + E + L'$  という方程式で表される。

各因子は以下のように定義される。

- S\_theory (理論的スキル): プレイヤーが有する、セオリーや確率論に基づく純粋な知識。
- **B (認知バイアス):** その知識の出力を歪める、心理的な要因による体系的な期待値損失。
- **E(環境因子)**: ゲーム環境そのものが持つ、意図的・構造的なバイアス(偏り)。
- L'(残余運): 上記の体系的因子をすべて取り除いた後に残る、制御不能な確率的ノイズ。

本稿では、これらの各因子を客観的・定量的に測定する手法として、モンテカルロ・シミュレーション、並びに AI (人工知能) との比較分析を提案する。「運と実力の境界」とは静的な一本の線ではなく、これら 4 因子の動的な相互作用であり、真の「実力」とは、知識の深化 (S theory)、自己の心理的克服(B)、そして環境への適応(E)の総体であることを論証する。

# 1. はじめに - 問題提起

人間は、あらゆる事象に因果律を見出そうとする傾向がある。特に、麻雀やポーカー、あるいはビジネスや投資といった、実力と偶然が複雑に絡み合う世界において、成功を「実力」とし、失敗を「運」のせいにする自己奉仕バイアスは、客観的な自己評価と他者評価を著しく困難にしてきた。

この「運」と「実力」という曖昧な二項対立は、建設的な議論を妨げ、才能の正しい評価や、個人の能力開発における最適な戦略設計を阻害する要因となってきた。本稿の目的は、この古くからの命題に認知科学と統計科学のメスを入れ、主観や感覚が支配してきた領域を、測定可能で反証可能な科学の土俵へと引き上げることにある。

そのために、観測されるパフォーマンスを構成する要素を根源まで分解し、それらを定量化す

る手法を確立することで、個人と環境を統合的に評価する新たなフレームワークを提示する。

# 2. 伝統的モデルの限界と確率論的再定義

古典的な考え方では、パフォーマンスPはスキルSと運Lの単純な和として表現される。

#### P = S + L

ここで「運L」を科学的に定義すれば、「プレイヤーの意思決定によって制御不可能な、確率分布に従う事象の短期的な偏り」となる。大数の法則によれば、試行回数 N を十分に大きくすることで、この確率的ノイズ L は平均値である 0 に収束する。その結果、観測される成績 P は、そのプレイヤーの真の実力 S に収束するはずである。

#### $\lim (N \rightarrow \infty) P = S$

しかし、このシンプルなモデルは二つの致命的な仮定に基づいている。第一に「プレイヤーは 完全に合理的な意思決定者である」という仮定、第二に「ゲームがプレイされる環境は完全に 公平である」という仮定である。現実の人間も、現実のシステムも、この理想的な仮定から乖離している。この乖離こそが、我々が次に探求すべき「環境因子 E」と「心理因子 B」である。

## 3. 環境因子 E- 理想からの歪みの定量化

環境因子Eとは、ゲームシステム自体が内包する、構造的・体系的なバイアスを指す。「牌操作されている気がする」といった主観的な疑念を、客観的な数値へと変換するプロセスは、以下の三段階で実行される。

1. 基準点の設定 (E=0 の定義):

まず、比較対象となる「完全に公平な環境」を、モンテカルロ・シミュレーションによって構築する。何億、何兆という単位でランダムな対局をシミュレートし、配牌の平均向聴数や特定役の出現確率、重要牌のツモ確率など、各種指標の理論的な期待値  $\mu$  と標準偏差  $\sigma$  を算出する。これが、いかなるバイアスも存在しない理想状態のパラメータとなる。

2. 観測とデータ収集:

次に、分析対象となる実在の環境において、大量の対局データを収集し、上記と同じ指標 をプレイヤーごとに記録する。

3. 差分の算出と有意性の検定:

E は、観測された数値と、シミュレーションによって得られた理想環境の期待値  $\mu$  との差分ベクトルとして算出される。

E=(e 向聴数,e 赤ドラ,...)

さらに、この差分が単なる確率のブレ (L') か、意味のあるバイアス (E) かを判断するために、統計的仮説検定を用いる。観測された値が、理想環境のシミュレーションで得られた分布の 95%信頼区間 ( $\mu\pm 2\sigma$ ) や 99%信頼区間 ( $\mu\pm 3\sigma$ ) といった閾値の外側に位置す

る場合、その差分は統計的に有意なバイアスEであると結論付けられる。

### 4. 心理因子 B - 合理性の枷としての認知バイアス

人間は、たとえ完璧な知識を持っていたとしても、常に合理的な判断を下せるわけではない。 その非合理性こそが、認知バイアス B の正体である。本稿では、スキル S を、純粋な知識である「理論的スキル S\_theory」と、心理的欠陥である「認知バイアス B」の和として再定義する。

### 有効スキル S\_eff = S\_theory + B

ここで B は、プレイヤーの意思決定が理論上の最適解から乖離することによって生じる、体系的な期待値の損失であり、常に 0 以下の値をとる。B の定量化は、以下のプロセスで実行される。

- 1. 基準点の設定 (B=0 の定義):
  - 認知バイアスから解放された、完全に合理的な意思決定を行うベンチマークとして、最適化された麻雀 AI (オラクル) を用意する。AI の選択が、あらゆる局面における「理論上の最適解」となる。
- 2. 意思決定の比較:
  - 分析対象となる人間のプレイヤーの全対局における、全ての意思決定(打牌、副露、立直など)を記録し、同じ局面における AI の最適解と比較する。
- 3. 期待値損失 (EV Loss) の算出:
  - Bは、プレイヤーの選択と AI の選択がもたらす期待値の差を、全ての意思決定について 累積した値として算出される。
  - $B=\Sigma$  (プレイヤーの選択がもたらした期待値 AI の最適解がもたらした期待値) これにより、「このプレイヤーは、確証バイアスや損失回避性といった心理的要因によって、1 半荘あたり平均して何点分の損失を出しているか」を、客観的な数値として測定することが可能となる。

# 5. 結論 - 統合パフォーマンスモデル P = [S\_theory + B] + E + L'

本稿で提示した最終的な統合モデルは、観測される成績 P を、4 つの根源的で測定可能な因子へと分解する。

## P(成績) = [S\_theory(知識) + B(心理)] + E(環境) + L'(運)

このモデルは、運と実力の境界が、単純な一本線ではないことを明確に示す。真の「実力」とは、以下の三つの戦いの総体である。

- 1. 知識の戦い (S theory): 純粋なセオリーと確率論をどれだけ深く理解しているか。
- 2. 内なる戦い (B): 自己の認知バイアスをいかに克服し、知識を歪みなくアウトプットできるか。
- 3. 外なる戦い(E): 環境の不公平性を見抜き、それに適応、あるいは利用できるか。

個人の成長戦略も、このモデルによって明確になる。成績が伸び悩む原因は、知識不足 (S\_theory)か、メンタルの弱さ(B)か、あるいは不利な環境(E)で戦い続けているからなのか。原 因を特定することで、初めて的確な処方が可能となる。

最終的に、このモデルは我々に、制御不能な偶然(L')の存在を冷静に受け入れつつ、制御可能な領域、すなわち自らの知識、心、そして環境を見極めることにこそ、人間の知性の本質があることを示唆している。運を科学することは、人間を科学することと同義なのである。