ブラックボックス牌山生成プロセスに対する公平性検証手順書

目的

本手順書は、オンライン麻雀ゲームの牌山生成プロセス(配牌およびツモ牌の分配)が、特定のプレイヤーに対して有利・不利な状況を与えているか可視化することで、そのプロセスが公平に運用されているかを検証することを目的とする。本検証は、システムの内部構造を開示することなく、公開されている対局データを用いて実施する。

第1章:検証の準備

1-1. データセットの準備

- 1. **対象データ**: オンライン麻雀ゲームの上位ランク帯における、直近 3 ヶ月間に行われた対局データ。
- 2. **データ規模: 10 万局分**の牌譜データを無作為に抽出する。
- 3. 収集項目:
 - 。 各局の**牌山データ**(136 牌のシーケンス)
 - 各プレイヤー(東家, 南家, 西家, 北家)の配牌データ
 - 。 各プレイヤーのツモ牌系列
 - 各プレイヤーの最終的なポイント増減値(実績値)

1-2. シミュレーション環境の構築

- 1. **基準 AI の選定**: 人間トップクラス、あるいはそれを超える雀力を持つオープンソースの麻 雀 AI を複数選定する(例: Mortal, NAGA の解析に基づいたモデルなど)。AI を複数用いることで、特定の打ち筋への依存を排除する。
- 2. **シミュレーターの構築**: 収集した牌山データと配牌データを初期条件とし、4 席全てを基準 AI が担当して対局を最後までシミュレーションできる環境を構築する。

第2章:データ生成と指標の算出

2-1. シミュレーションの実行

- 1. 収集した 10 万局分の牌山データそれぞれについて、AI シミュレーターを実行する。
- 2. AI 同士の対局における、各席のポイント増減値(シミュレーション値)を記録する。
 - 注意: AI の思考に確率的な要素が含まれる場合、同一牌山について複数回(例: 10回)シミュレーションを行い、その平均値を採用する。

2-2. 「牌系列の有利度」指標の算出

「偏り」を、客観的に測定可能な複数の指標に分解します。各局・各プレイヤーについて、以下の指標を計算します。

- 1. 指標 A:配牌価値 (Initial Hand Value)
 - 。 定義: 配牌 13 枚時点での理論的な価値。
 - 。 **計算方法**: 配牌時の向聴(シャンテン)数、受け入れ牌の枚数、内蔵するドラ・赤ドラ・役牌の枚数から総合的にスコア化する。
- 2. 指標 B:ツモ効率 (Effective Draw Rate)
 - 定義: 和了(アガリ)に有効な牌をツモる確率。
 - 計算方法: 局の序盤(1~6 巡目)、中盤(7~12 巡目)、終盤(13 巡目以降)に分け、各巡目で手牌を前に進める有効牌をツモった回数の割合を計算する。
- 3. 指標 C:総合有利度 (Overall Advantage Score)
 - 。 **定義**: その局における総合的な牌の巡り合わせの良さ。
 - 。 **計算方法**: 指標 A と指標 B を統合し、一つのスコアとして正規化する(例: Z スコア化)。これにより、各局における各プレイヤーの「運の良さ」を客観的な数値で表現する。

第3章:統計的仮説検定

システムの公平性を証明するため、以下の帰無仮説(Ho)を設定します。

Ho:帰無仮説「牌系列の有利度(配牌価値、ツモ効率)は、全てのプレイヤー(席順)に対して公平に分配されており、観測されるポイントの増減は、確率的な偶然とプレイヤーの技術(または AI の判断)によるものである。」

この仮説が正しいかどうかを、以下の3つの分析で検証します。

3-1. 分析 1: 有利度と結果の相関分析

• **目的**: 「牌の巡りが良ければ、勝ちやすい」という当然の関係が、実績値とシミュレーション 値で乖離していないかを確認する。

• 手法:

- 1. 横軸に「指標 C:総合有利度」、縦軸に「ポイント増減値」をとり、散布図を作成する。
- 2. **実績値**のデータと、**シミュレーション値**のデータのそれぞれで**相関係数**を計算し、回 帰直線を引く。

• 判定:

- 公平 (H₀を棄却できない): 両者の相関係数と回帰直線が統計的にほぼ一致する。これは、人間も AI も、与えられた牌の有利さを同程度に結果に反映できていることを示唆する。
- 要調査: 両者の相関に著しい差がある場合(例: 実績値の方が異常に相関が強い)、有利な牌が特定のプレイヤーの結果に過剰に結びついている可能性を疑う。

3-2. 分析 2: 席順による有利度の分布比較

• **目的**: 東家、南家、西家、北家といった席順によって、牌の有利度に偏りがないかを確認 する。

• 手法:

- 1. プレイヤーを席順(東家、南家、西家、北家)で4つのグループに分ける。
- 2. 各グループにおける「指標 C: 総合有利度」の平均値と分布を比較する。
- 3. 統計手法である**分散分析 (ANOVA)** を用い、グループ間の平均値に統計的に有意な差があるかどうかを検定する。

• 判定:

- 公平 (H₀を棄却できない): p 値が有意水準(例: 0.05)を上回り、席順による有利度の差は偶然の範囲内であると判断される。
- 。 **要調査**: p 値が有意水準を下回った場合、特定の席順が統計的に有利(または不利)である可能性を疑う。

3-3. 分析 3:「超好配牌局」における結果の一致率分析

• **目的**: 「勝敗が決まっていた局」に近い概念を、客観的な基準で検証する。

• 手法:

- 1. 全 10 万局の中から、「指標 C:総合有利度」が上位 1%に含まれる局を「超好配牌局」として抽出する。
- 2. この「超好配牌局」において、その有利な牌を与えられたプレイヤーが実際にプラス 収支で終わった割合(**実績勝率**)と、シミュレーションでプラス収支で終わった割合 (シミュレーション勝率)を比較する。

• 判定:

- 。 **公平 (Hoを棄却できない)**: 実績勝率とシミュレーション勝率に有意な差がない。これは、極端に有利な状況下でも、その結果は AI の合理的な判断結果と乖離していないことを示す。
- 要調査: 両者の勝率に大きな差がある場合、何らかの未知の要因が作用している可能性を疑う。

第4章:結論

全ての分析において帰無仮説 H₀が棄却されなかった場合(=統計的に有意な差が見つからなかった場合)、以下の結論を述べることができます。

「10 万局の牌譜データに基づく統計的検証の結果、オンライン麻雀ゲームの牌譜生成プロセスに特定のプレイヤーに有利または不利にするような偏りは確認されず、観測された結果は確率的な偶然の範囲内であると結論付けられる。」