

# 人工システムにおける戦略的知能のベンチマークとしての Magic: The Gathering : Project cEDH フレームワーク

Richard Lam  
独立研究者  
2026 年 1 月

**Abstract**—ゲームは歴史的に、人工知能の進歩を測るための指標として機能してきた。チェスは探索効率を示し、囲碁は深層強化学習を際立たせ、ポーカーは隠れた情報下での推論を前進させた。しかし、これらの環境はいずれも固定されたルールと限定的なマルチエージェント動力学に制約されている。

本論文では、競技的 Magic: The Gathering、特に **competitive Elder Dragon Highlander (cEDH)** として知られるマルチプレイヤー **Commander** フォーマットを、より広範な戦略的知能を評価するための候補ベンチマークとして提案する。本ドメインは、不完全情報、確率的ダイナミクス、記号的なルール相互作用、進化する戦略メタ、そしてマルチエージェント競争を単一の環境内に併せ持つ。

我々は、このドメインにおける **AI** エージェントの実験を可能にする決定論的シミュレーションフレームワークである **Project cEDH** を導入する。既存ベンチマークとの構造的比較および意思決定複雑性の数学的定式化から、**cEDH** において一貫した性能を達成するには、確率的推論、記号操作、対戦相手モデリング、長期的計画を統合する必要があることが示唆される。これらの特性は、本ドメインが一般的な意思決定システムを評価するための有意義なテストベッドとなり得ることを示している。

**Index Terms**—人工知能, ゲームの複雑性, マルチエージェントシステム, 強化学習

## I. INTRODUCTION

ゲームは、人工知能システムを評価するための制御された環境を提供する。チェスや囲碁における成功は探索と学習の進展を示し [1], [2]、ポーカーは不確実性下での推論を導入した [3], [4]。多くのベンチマークゲームは、固定ルール、二人対戦、比較的安定した戦略空間を特徴とする。

現実世界の意思決定問題は、多数のエージェント、不確実性、記号的ルール相互作用、そして変化する環境を伴うことが多い。競技的 Magic: The Gathering、特にマルチプレイヤー **Commander** フォーマットは、これらの特性を同時に備えている。従来のベンチマークとは異なり、本ドメインでは、構造化されたルールと創発的な戦略行動の双方について推論することがエージェントに求められる。この組み合わせにより、本ドメインはより一般的な戦略的推論および適応的意思決定を評価するための有用な候補であると主張する。

## II. ドメインの構造的特性

Magic は、既存の AI ベンチマークでは稀にしか同時に現れない複数の複雑性次元を統合している。

不完全情報：隠された手札、未知のドロー順序、対戦相手に関する不完全な知識。

確率的進行：ランダムなドローにより、結果分布に基づく計画が必要となる。

記号的ルール相互作用：数千に及ぶカード効果が、時間的レイヤーや条件論理を通じて相互作用する。

マルチエージェント競争：通常 3~4 人でプレイされ、連携や非ゼロ和のインセンティブが生じる。

進化する戦略空間：新しいカードやアーキタイプが最適戦略を継続的に変化させる。

これらの要因により、決定論的ボードゲームよりも、複雑な確率的マルチエージェントシステムに近い意思決定環境が形成される。特に、記号的ルールと確率的状態遷移の相互作用は、純粋に組合せ的でも純粋に統計的でもない計画問題を生み出し、両者の統合を必要とする。

## III. 複雑性の数学的定式化

$S$  を状態空間、 $A$  を行動集合とする。マルチプレイヤー Magic は、部分観測確率ゲームとして自然にモデル化できる。

$$|S| \approx \sum_{d \in D} \prod_{i=1}^n |Z_{i,d}| \quad (1)$$

ここで  $D$  はデッキ構成を表し、 $Z_{i,d}$  はプレイヤー  $i$  に対するゾーンの順列を表す。両項が大きいと、実効状態空間は組合せ的に拡大する。

$$b = f(|H|, |B|, |M|, |R|) \quad (2)$$

ここで  $H$  は手札枚数、 $B$  は戦場の状態、 $M$  は利用可能なマナ、 $R$  はリアクティブな選択肢を示す。これにより、古典的な決定論ゲームとは異なる不規則な探索木が生成される。

また、計画の期待地平は、戦場における相互作用の密度に応じて動的に変化する。高い相互作用状態では、意思決定の影響が複数の誘発型能力や応答を通じて連鎖し、最適プレイに必要な探索深度が実質的に増大する。

## IV. ベンチマークとしての位置付け

従来のベンチマークは、複雑性の単一側面を切り出す傾向がある。Magic は複数の次元を同時に統合しており、この環境での性能は、より広範な戦略能力を反映する可能性がある。

TABLE I  
代表的な AI ベンチマークの特性

ゲーム	情報	エージェント数	ルール空間
チェス	完全	2	固定
囲碁	完全	2	固定
ポーカー	不完全	2-6	固定
cEDH	不完全	3-4	拡張的

## V. PROJECT cEDH フレームワーク

Project cEDH は、AI エージェントとの再現可能な実験を可能にする決定論的シミュレーションエンジンを実装している。カード効果は構造化形式で表現され、一貫したルール実行と詳細なログ記録が可能である。本フレームワークは、大規模な自己対戦、エージェント間評価、制御条件下での意思決定行動の体系的分析を支援する。

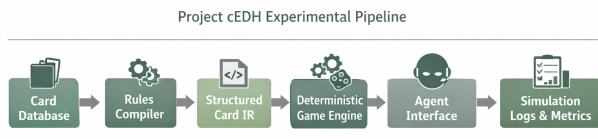


Fig. 1. Project cEDH の実験パイプライン。カード定義は構造化表現にコンパイルされ、決定論エンジンが再現可能なゲーム状態を生成し、AI エージェントは標準化された意思決定インタフェースを通じて相互作用する。記録された結果により、大規模な評価と学習が可能となる。

## VI. 実験手法

評価は三段階で行われる。まず、ヒューリスティックなベースラインエージェントが基準性能を確立し、ルールの正確性を検証する。次に、学習エージェントを多様なデッキ分布にわたる大規模自己対戦によって訓練し、創発的戦略や適応パターンを観察する。最終評価では、合成対戦相手および熟練した人間プレイヤーと比較し、勝率、意思決定の安定性、戦略的多様性、異なるゲーム状態に対する頑健性などの指標を用いる。

この段階的手法により、アルゴリズム性能と行動特性の双方を測定でき、エージェントアーキテクチャ間の比較や、学習過程における戦略能力の発達分析が可能となる。

## VII. CONCLUSION

本ドメインで一貫した成功を収めるエージェントは、確率的推論、記号的ルール解釈、対戦相手モデリング、適応的計画を統合する必要がある。これらの要件は古典的ベンチマークを超え、より一般的な意思決定システムに期待される能力に近い。

したがって、競技的 Magic は、より広範な戦略的知能を評価するための有望な環境である。構造的複雑性を維持しつつ決定論的な実験基盤を提供することで、Project cEDH は、現実世界の戦略的相互作用により近い環境における意思決定の体系的研究を可能にする。

謝辞

著者は、フォーマット調整および初期原稿作成の支援として ChatGPT を使用したことに謝意を表す。

## REFERENCES

- [1] M. Campbell, A. Hoane, and F. Hsu, “Deep Blue,” *Artificial Intelligence*, 2002.
- [2] D. Silver et al., “Mastering the game of Go with deep neural networks and tree search,” *Nature*, 2016.
- [3] N. Brown and T. Sandholm, “Superhuman AI for multiplayer poker,” *Science*, 2019.
- [4] M. Moravčík et al., “DeepStack: Expert-level artificial intelligence in heads-up no-limit poker,” *Science*, 2017.
- [5] MIT Technology Review, “Magic: The Gathering and computational complexity,” 2020.