

戦略的根拠蒸留に基づく格闘ゲームリアルタイム実況生成システム

CHUANG Boyu*, LIU Yiyang*, ZHANG Menghan*, THAWONMAS Ruck†

概要

大規模言語モデル (LLM) はゲーム実況の自動生成で成果を示すが、推論遅延がリアルタイム応用を制限している。本研究では、RDRec の根拠蒸留手法を参考に、GPT-4o の戦略的推論能力を 248M パラメータの軽量 T5 モデルに転移させる。評価結果では、直接ファインチューニングしたベースラインモデルに対して明らかな改善を示し、人間評価では流暢性で教師モデルと同等レベルを達成した。処理速度も大幅に短縮でき、限られたハードウェアでもリアルタイムゲーム実況が実用的レベルで実現できることを示した。

キーワード：知識蒸留, ゲーム実況, FightingICE, リアルタイム AI, 根拠生成

1. はじめに

e スポーツの発展に伴い、実況解説はゲーム観戦体験を向上させる重要要素となった。格闘ゲームの高速展開は実況者に即時分析と戦略説明を要求するため、自動実況への需要が高まっている。しかし、LLM の高い計算コストと推論遅延が実用化の障壁となっている。

従来の知識蒸留は出力模倣に集中し、推論過程を軽視していた^[1]。Wang らが提案した RDRec は推薦「理由」の蒸留でより深い知識転移を実現した^[2]。我々はこの考えをゲーム実況に拡張し、「ユーザー好み」を「実況スタイル」に、「推薦理由」を「実況論理」に対応させた。本研究の貢献は：(1) 根拠蒸留のリアルタイムゲーム実況への初適用、(2) 戦略的根拠の構造化表現手法の設計、(3) 限定ハードウェア環境での実用システム実現である。

2. 手法設計

2.1 システム構造

フレームワークは 2 段階構成である。段階 1 では、FightingICE^[3] の対戦ログを 180 フレーム (3 秒) に分割する。Combat flow は 180 フレーム中の戦闘情報を時系列で整理した構造化データであり、各フレームにおけるプレイヤーの位置、行動、体力、エネルギーなどの状態変化を包含している。この combat flow を基に、GPT-4o に 4 つのスタイル (攻撃型、守備型、技術型、エンタメ型) の実況テキストと構造化戦略根拠 {user_preference, item_attribution, explanation} を同時生成させる。段階 2 では、Flan-T5 Base^[4] を学生モデルとし、戦略的根拠を入力、実況テキストを出力とする教師あり学習を行う。

2.2 データ処理

ハードウェア環境 (CPU: Intel Xeon E5-1620 v4, GPU: NVIDIA Quadro P2000) で 100 戦の AI 対戦からデータセットを構築した。各スタイル約 1,200-1,700 サンプル、総計 4,800-6,800 インスタンスを作成した。根拠蒸留により少ないデータでも直接ファインチューニングより良好な結果が期待できる^[5]。

2.3 実況スタイル設計

本システムでは 4 つの異なる実況スタイルを設計し、それぞれ特定のゲーム観戦者層をターゲットとする。

攻撃型実況：爆発的で感情的なスタイル。「CRUSH」

「BLAST」「DOMINATE」などの力強い表現を多用し、12-18 語の短い興奮に満ちた実況を生成する。温度パラメータ 0.9 の高い創造性設定により予測不可能な表現を実現する。

守備分析型実況：戦術的洞察に重点を置く知的なスタイル。「calculated」「strategic」「positioning」などの分析的語彙を用い、15-25 語の詳細な戦術解説を提供する。温度パラメータ 0.3 により一貫した論理的分析を保証する。

技術専門型実況：格闘ゲームの深層メカニクスに焦点を当てる。「advantage」「optimal」「execution」などの専門用語を駆使し、最も低い温度設定 (0.2) により正確で一貫した技術解説を実現する。

エンターテイメント型実況：物語性と娯楽性を重視する。「epic」「drama」「plot twist」などの物語要素を織り込み、各戦闘シーンを映画的な物語として描写する。最高の温度設定 (0.95) により創造的なストーリーテリングを可能にする。

2.4 根拠構造化手法

戦略的根拠は {explanation, user_preference, item_attribution} の 3 要素構造で設計した。例えば、守備分析型では「calculated transitions」「strategic spacing」などの戦術用語を、エンターテイメント型では「whirlwind of resilience」「epic dance」などの物語的表現を根拠として生成する。この構造化により、学生モデルは各スタイルの判断基準と表現パターンを同時に学習できる。各スタイルの特徴的語彙と評価観点が根拠構造に明確に反映され、学生モデルは各スタイルの判断基準と表現パターンを同時に学習できる。

3. 実験設定

3.1 比較ベースライン

* 立命館大学情報理工学研究科

† 立命館大学情報理工学部

LLM (GPT-4o) を教師モデル, SLM を直接ファインチューニングした T5 モデル, OURS を戦略的根拠で訓練した提案モデルとして設定した。

3.2 評価設計

自動評価では 1-5 点基準を設計した：

- 1 点：バトルログの機械的転写（オウム返し）
- 2 点：自然言語使用だが非論理的・事実誤認
- 3 点：基本事象の正確描写だが物語性欠如
- 4 点：一貫した物語だが戦略的洞察不足
- 5 点：完璧な精度と深い戦略分析

25 セグメント × 4 スタイル × 3 モデルで 300 件評価を実施した。人間評価では、スタイル一貫性、流暢性、総合評価の 3 観点で 5 点満点評価とユーザー選好投票（160 票）を行った。

4. 実験結果

自動評価システムによる品質評価, 人間評価による流暢性とスタイル一貫性の検証, およびユーザー選好投票による総合比較などの結果は発表にて報告する予定である。

5. 考察

5.1 主要発見

人間評価で軽量モデルが教師モデルと同等の流暢性を達成したことは、根拠蒸留が言語自然性も効果的に転移できることを示している。技術解説スタイルで教師モデルを上回る評価を得たのは、特定分野での専門性向上可能性を示唆する^[6,7]。処理速度改善も確認され、根拠蒸留が品質と速度の両面で効果的であった。

5.2 限界と展望

現手法には教師モデルとの性能差や特定スタイルでの弱さが残る^[8]。今後はデータ拡張による精度向上、多様なゲームジャンルへの適用、軽量アーキテクチャの探索が期待される^[9]。本フレームワークは実況生成だけでなく、リアルタイム戦略分析や対話型ゲーム AI 開発にも応用可能である。

6. おわりに

本研究は根拠蒸留による知識転移で、限定リソースでも高品質なリアルタイムゲーム実況生成が可能であることを示した。技術的成果として直接ファインチューニングを大幅に上回る性能と処理速度改善を達成し、実用的価値として人間評価で教師モデル同等の流暢性を実現した。方法論的貢献として、RDRec の根拠蒸留をゲーム実況分野に拡張し、分野横断的知識転移の新可能性を開拓した。本研究は限定計算リソースでも実用的 AI アプリケーション構築が可能であることを証明し、エッジコンピューティング環境でのリアルタイム AI 展開に新たな道筋を提示した。

参考文献

[1] Hinton, Geoffrey Everest, Vinyals, Oriol, and Dean, Jeffrey Adgate (2015). Distilling the knowledge in a neural network. arXiv preprint arXiv:1503.02531.

[2] Wang, Xinfeng, Cui, Jin, Suzuki, Yoshimi, and

Fukumoto, Fumiyo (2024). RDRec: Rationale distillation for LLM-based recommendation. In Proceedings of the 62nd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 2: Short Papers).

[3] Khan, Ibrahim, Pham, Hai Van, Nguyen, Thai Van, Dai, Xincheng, and Thawonmas, Ruck (2022). DareFightingICE competition: A fighting game sound design and AI competition. In 2022 IEEE Conference on Games (CoG) (pp. 478-485).

[4] Raffel, Colin, Shazeer, Noam, Roberts, Adam, Lee, Katherine, Narang, Sharan, Matena, Michael, Zhou, Yanqi, Li, Wei, and Liu, Peter J. (2020). Exploring the limits of transfer learning with a unified text-to-text transformer. Journal of Machine Learning Research, 21, 1-67.

[5] Hsieh, Cheng-Yu, Li, Chun-Liang, Yeh, Chih-Kuan, Nakhost, Hootan, Fujii, Yasuhisa, Ratner, Alexander, Krishna, Ranjay, Lee, Chen-Yu, and Pfister, Tomas (2023). Distilling step-by-step! Outperforming larger language models with less training data and smaller model sizes. In Findings of the Association for Computational Linguistics: ACL 2023.

[6] Liu, Ziyi, Anand, Abhishek, Zhou, Pei, Huang, Jentse, and Zhao, Jieyu (2024). InterIntent: A framework for evaluating social intelligence of large language models in social deduction games. In Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing.

[7] Li, Huao, Chong, Yu, Stepputtis, Simon, Campbell, Joseph, Hughes, Dana, Lewis, Charles, and Sycara, Katia (2023). Theory of mind for multi-agent collaboration via large language models. In Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing.

[8] Xu, Xiaohan, Li, Ming, Tao, Chongyang, Shen, Tao, Cheng, Reynold, Li, Jinyang, Xu, Can, Tao, Dacheng, and Zhou, Tianyi (2024). A survey on knowledge distillation of large language models. arXiv preprint arXiv:2402.13116.

[9] Ishihara, Makoto, Miyazaki, Taichi, Chu, Chun Yin, Harada, Tomohiro, and Thawonmas, Ruck (2016). Applying and improving Monte-Carlo tree search in a fighting game AI. In Proceedings of the 13th International Conference on Advances in Computer Entertainment Technology.