

TSUBAME 共同利用 令和7年度 産業利用 成果報告書

利用課題名 特許情報により学習した特化型 AI の研究
英文: Research on specialized AI trained by patent information

利用課題責任者
Yasushi Nishida

所属
Axelidea Inc.
<https://axelidea.com>

邦文抄録(300 字程度)

本研究では、日本語特化の創造性最適化大規模言語モデル「AXELIDEA-QUON-14B-Japanese-v01 (QUON)」を開発した。QUON は 14B パラメータの LLM であり、大量の日本語特許文献から創造的思考パターンを蒸留することを主目的とする。4 カテゴリ×15 サブドメインにわたる 60 体の LoRA エキスパートによるマルチエキスパートメタ学習、QUBO (二次制約なし二値最適化) に基づくエキスパートチーム選出、Torrance (1966) の TTCT に着想を得た 5 次元創造性ヒューリスティックスコアリング (PatentQualityScorer)、FFN 層を凍結し注意機構のみを適応させる知識保持型 LoRA 戦略の 4 要素を組み合わせた 4 段階学習パイプラインを構築した。TSUBAME4.0 を用いた学習の結果、JA Leaderboard の日本語ベンチマークにおいて非思考モデルとしてトップレベルの性能を達成し、LLM に対する創造性蒸留手法の有効性を実証した。

英文抄録(100 words 程度)

We present AXELIDEA-QUON-14B-Japanese-v01 (QUON: Quantum Universal Originative Nucleus), a creativity-optimized 14B-parameter Japanese LLM trained on the TSUBAME4.0 supercomputer. QUON distills creative thinking patterns from large-scale Japanese patent literature through a four-phase pipeline: (1) multi-expert meta-learning with 60 domain-specific LoRA experts across 4 categories and 15 subdomains; (2) QUBO-orchestrated expert team selection via simulated annealing; (3) heuristic 5-dimensional creativity scoring (PatentQualityScorer); and (4) knowledge-preserving Attention-Only LoRA fine-tuning that freezes FFN layers to prevent catastrophic forgetting. QUON achieved top-level performance as a non-thinking model on Japanese benchmarks — JA Leaderboard — demonstrating the effectiveness of patent-based creativity distillation for LLMs.

Keywords:

- 大規模言語モデル (Large Language Model, LLM)
- 創造性蒸留 (Creativity Distillation)
- 特許文献活用 (Patent Literature Utilization)
- QUBO 最適化 / シミュレーテッドアニーリング (QUBO Optimization / Simulated Annealing)
- 壊滅的忘却防止 (Catastrophic Forgetting Prevention)

背景と目的

大規模言語モデル (LLM) は自然言語処理の広範なタスクで高い性能を示す一方、独創的なアイデアを体系的に生成する「創造性」の評価・強化手法は十分に確立されていない。特に日本語に特化した創造性 LLM は存在せず、企業の新製品開発や特許戦略立案への応用が強く求められていた。また、LLM への創造性付与を目的としたファインチューニングでは、FFN 層に蓄積された事実知識が崩壊する「壊滅的忘却」という根本的問題があった。

本プロジェクトでは、壊滅的忘却を防ぎながら日本語特許文献から創造性を蒸留する大規模言語モデル「QUON」の構築という課題を、Attention-Only LoRA 戦略および QUBO 最適化に基づく高品質訓練データ生成パイプラインによって解決し、JA Leaderboard の日本語ベンチマークにおいて非思考モデルとしてトップレベルの性能という成果を得た。

概要

QUON の学習パイプラインは 4 フェーズで構成される。フェーズ 1 では、創造性の 4 大カテゴリ (発散的思考・推論・視点転換・制約下の創造性) × 15 サブドメイン、合計 60 体の LoRA エキスパートをベースモデル上で個別訓練した。フェーズ 2 では、品質・多様性・バランスを単一のエネルギー関数に統合した QUBO 定式化により最適エキスパートチームをシミュレーテッドアニーリングで選出し大量の指示応答ペアを生成した。フェーズ 3 では、

PatentQualityScorer(5次元ヒューリスティックスコアリング)で高品質データを選別し、DCフォーマット(発散・収束フォーマット)で構造化した訓練データを用いて Attention-Only LoRA により学習した。フェーズ 4 では学習済み LoRA をベースモデルにマージして最終モデルを出力した。計算環境は TSUBAME4.0 の NVIDIA H100 を使用し、DeepSpeed ZeRO Stage 2・bfloat16 混合精度で学習を実施した。

結果および考察

QUON は日本語ベンチマーク(JA Leaderboard)で非思考モデルとしてトップレベルの性能を達成し、特に JA Leaderboard では比較モデルに対して顕著な優位性が確認された。創造性スコアでも比較モデル群の中でトップレベルを示し、創造性と汎用知識の両立という設計目標を達成した。

知識保持効果については、アブレーション実験により FFN 層を含む全線形層に LoRA を適用した場合は壊滅的忘却が生じたのに対し、Attention-Only LoRA ではベースモデルと同等以上の性能を完全に回復することを確認した。これは FFN 層が事実知識の主要な保存場所であるという先行研究(Geva et al., 2021; Meng et al., 2022)の知見と整合し、本手法の有効性を定量的に裏付けるものである。

まとめ、今後の課題

本研究では、日本語特許文献からの創造性蒸留というアプローチにより新規の LLM を研究開発し、日本語ベンチマークにおいて非思考モデルとしてトップレベルの性能を達成した。壊滅的忘却の解決と、特許ベースデータ生成パイプラインの確立が主要な技術的貢献である。

今後の課題としては、(1) LLM を活用した創造性評価の高度化、(2) DPO 等の選好最適化の安定的導入による創造性スコアのさらなる向上、(3) QUBO/Ising 定式化を活かした量子コンピュータへの拡張、(4) より大規模なモデルへのスケールアップと多言語化、が挙げられる。

以上