

# 英語 + 日本語 数学推論データでファインチューニングした 日本語数学推論能力の検証

KDDI総合研究所  
小島 亮一

## 本研究の狙い

- 日本語での数学推論性能を向上させる
- 英語の豊富な数学データを活用することで、少ない日本語データを補完
- QLoRAによる効率的な学習を検証

## 背景・課題

- 英語圏ではステップバイステップ推論データが充実している (OpenR1-Math-220k など)
- 日本語の数学推論データは依然少なく、モデルの学習が十分進んでいない

## 得られた知見

- 英語 + 日本語の混合データで学習することで、日本語による回答時の英語混在が減少
- 日本語数学問題でもある程度の正答率向上が見られたが、高難度問題は依然課題が残る

# コンペティションの背景

## NLP2025ワークショップ：「大規模言語モデルのファインチューニング技術と評価」

- 日本語版MATHデータセット（非公開）を用いた数学タスク

### 本研究での位置づけ

- 非公開データを使った公式スコアは得られないため、ローカルに用意した日本語問題で評価
- 得られた知見をコンペのテクニカルレポートとして報告し共有したい

### 海外・国内の差

- 海外（英語）：OpenR1のように大規模資源を活用してデータ合成している事例が多数
- 国内（日本語）：数学推論に特化したデータは少ない

## ベースモデル:

### ■ llm-jp/llm-jp-3-13b-instruct3

- 日本語指示応答タスク向けに調整済
- 13Bパラメータ級の大規模モデル
- ただし数学推論のための訓練データは十分ではないか？

## ファインチューニング手法:

### ■ QLoRA (4bit量子化)

- 4bit量子化 + LoRA(低ランク近似) による効率的訓練
- メモリ使用量を抑え、単一GPUでも大規模モデルを微調整可能

### ■ 学習環境: A100(80GB) 1枚

- パラメータのフルチューニングが難しいため量子化を採用

## 目的:

- ハードウェア制約がある状況でも、英語 + 日本語混合データを活用して日本語の数学推論性能を向上させられるか検証

## OpenR1-Math-220k (英語)

- 数学の問題、解答、ステップバイステップ推論が豊富に含まれる大規模データセット
- 言語は英語だが、数式や記号操作は国際的に共通要素が多い
- 英語データを活用することで、数学的知識や推論能力を補強できるか？

## distilabel-reasoning-R1-Llama-70B (日本語)

- 日本語の数学問題・解答例・思考過程が少量ながら用意されたデータセット
- 日本語でのステップバイステップ表現を学習できるか？

## データブレンド方法

- 2つのデータセットを結合、シャッフルして学習
- トークン長4096超過のものを除外 → 残った約33kサンプルを最終的に使用
- 大量の英語と少量の日本語の両方を学習する設計

## 実装

- QuantizationConfig (BitsAndBytesConfig)
  - 4bit量子化設定 (bnb\_4bit\_compute\_dtype=torch.bfloat16 など)
- LoRAConfig
  - r=16, lora\_alpha=32, lora\_dropout=0.05 など
- データ前処理
  - `<think>...</think>` や `¥boxed{答え}` など、数式推論の形式を維持

## 学習プロセス

- GPUメモリに収まるようにバッチサイズと勾配累積 (gradient\_accumulation) を調整

## リソース上の制約

- A100単体で学習可能、使用GPUメモリは70G超
- フルパラメータのファインチューニングが難しいため性能向上には限界がある

## 評価用に日本語問題の手動で作成

- 自作の日本語数学問題を複数用意（一次方程式、二次方程式、因数分解、文章題など）
- 問題例: 「 $x^2 + 2x + 1$  の因数分解」や「一次方程式  $2x + 3 = 7$  を解け」など

## 評価指標

- 正答率: 算出結果が正解に一致するか
- 日本語応答品質: 英語が混じらずに自然な表現ができているか
- CoT (思考過程) の一貫性: **<think>** タグ内に妥当なステップバイステップ推論が書かれているか

## 主な結果

- 英語混在が明確に減少: 問題文が日本語であれば、最終出力もほぼ日本語のみ
- 基礎問題の正答率向上: 英語だけで学習したモデルより正答率が上昇
- 高難度問題での課題: 解釈の誤りや不完全な途中計算が散見される

## 英語データと日本語データの相補性

- 英語データ活用で数学的知識を補強：定理や公式、汎用的な推論方法
- 日本語データ追加で日本語での推論生成が増加：英語混在解答が減少
- ただし、高度な幾何問題や文章題になると誤答が増える → より多様で大規模な日本語データが必要

## 大規模学習リソースとの比較

- OpenR1 はH100を複数ノード使いフルパラメータ学習
- 本研究はA100 1枚・QLoRA → 学習規模が比較的小さい
- ハードウェアリソース差が性能に影響

## 日本語数学データ拡充の可能性

- 問題文・解答・思考過程を大量に用意する必要あり
- 既存テキストブック・入試問題などの利用、著作権やライセンスの整理が課題
- 大規模日本語コーパス構築で、英語に匹敵するレベルの推論能力を目指せる可能性



## 本研究のポイント

- 英語 + 日本語数学データによるハイブリッド学習
- QLoRAを用いた効率的微調整で、単一GPUでも日本語による数学的な推論能力を一定程度向上

## 成果

- 日本語応答時における英語混在の抑制
- 基礎的な日本語数学問題では正答率アップ

## 残る課題

- 高度な推論（幾何・長文文章題など）での誤りや不完備な思考過程
- 大規模リソースを活用したフルパラメータ学習との性能差
- 大量かつ質の高い日本語データセットの整備

## 今後の展望

- より大きな学習リソース (複数GPU, 分散学習) でのフルファインチューニング
- 強化学習
- 日本語数学データの充実、英語に依存しない数学推論能力を育成