言語処理学会第32回年次大会 併設ワークショップ JLR2026
日本語言語資源の構築と利用性の向上

SB Intuitions

Deep Research結果に対する細粒度引用と矛盾のアノテーション

SB Intuitions 株式会社

松田耕史、福地成彦、上之薗有夏、吉田奈央

背景: Deep ResearchとTextFragment

SB Intuitions

- Deep Research（深層検索）の普及と、それに伴う「根拠不明」のリスク
  - ユーザーは回答を鵜呑みにできず、結局ソースを全文読み直すという本末転倒な状況（高い確認コスト）
- 解決策：UI/UX改善としての「細粒度引用」(Fine-grained Citation)
  - 信頼性向上には、単なる「ドキュメント提示」では不十分
    - 細粒度引用：ドキュメント内の特定のパッセージをCiteするような仕組み
  - **TextFragment**※（URLに特定の文字列を指定してパッセージをハイライト・ジャンプする技術）等を活用し、ユーザーを「根拠の核心」へ直接誘導する重要性

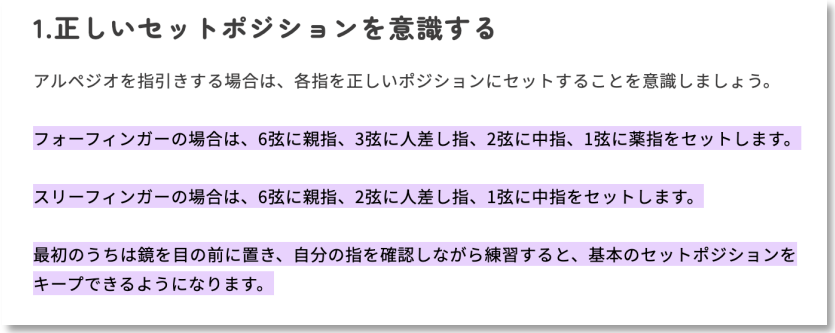


図: Text Fragment のハイライト例

※https://wicg.github.io/scroll-to-text-fragment/

前提：Sarashina Deep Research (開発中)

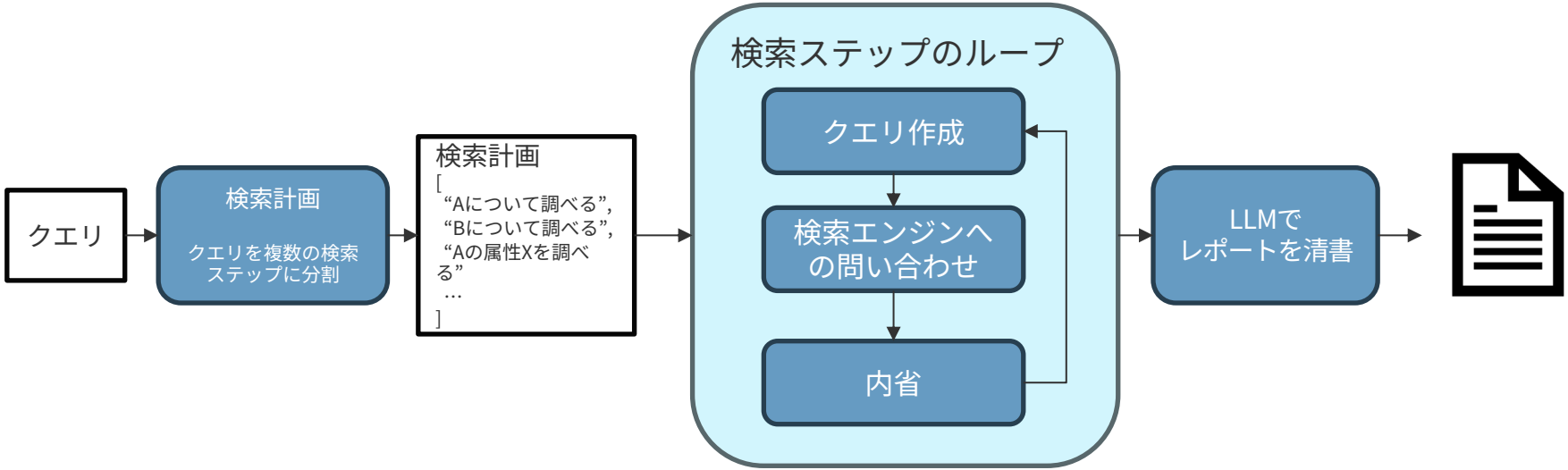
SB Intuitions

- 計画的な検索・検索結果からのリフレクション・再検索機能を備えたDeep Researchシステム
- リフレクション結果からのレポート作成
  - ○ 最終的なレポートは1000文字から3000文字で作成するようエージェントに依頼
    - ■ 平均40文程度の回答ドキュメントが得られた
  - ○ モデル内部の情報を利用せず、検索結果のみから回答を生成するようシステムプロンプトで制御
  - ○ 1クエリあたり平均5ステップの検索が行われ、平均5.4万文字の検索ドキュメントが得られた
- ベースモデルとしては Sarashina2 mini (API 提供モデル) を利用

Deep Researchシステムの概要

SB Intuitions

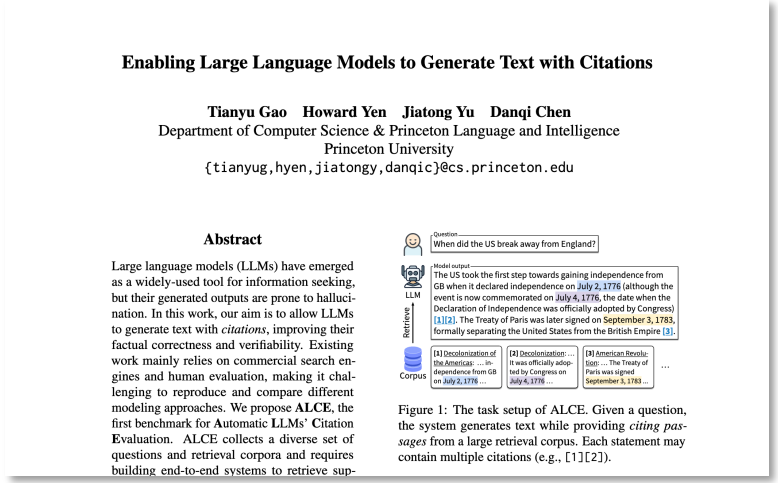
1. ユーザークエリをLLMで検索計画に分解
2. 検索計画に従い、クエリ作成、検索、内省を繰り返す
3. 最後にLLMでレポートを清書



Fine-grained Citation as Entailment Prediction

SB Intuitions

- 近年の研究では、Fine-grained Citationの問題は Textual Entailment の判定でおおよそ解決可能ということが示されている
  - ALCE: [Gao et al., EMNLP2023]
    - 引用（Citation）の正しさは、文字列の一致ではなく NLI で自動評価できる（すべきだ）という現在のデファクトスタンダードを確立
  - Luna: [Belyl et al., COLING 2025]
    - NLI（Textual Entailment）は人間のAIS（情報源への帰属スコア）と強く相関する



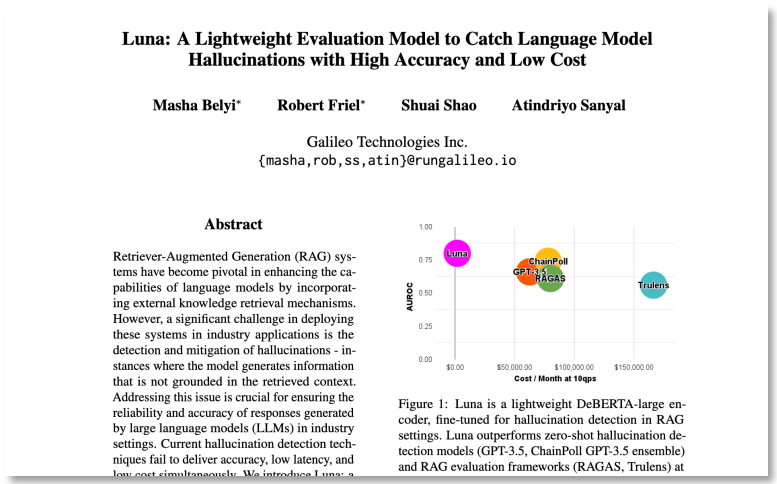
Enabling Large Language Models to Generate Text with Citations

Tianyu Gao Howard Yen Jiatong Yu Danqi Chen
Department of Computer Science & Princeton Language and Intelligence
Princeton University
{tianyug,hyen,jiatongy,danqic}@cs.princeton.edu

Abstract

Large language models (LLMs) have emerged as a widely-used tool for information seeking, but their generated outputs are prone to hallucination. In this work, our aim is to allow LLMs to generate text with *citations*, improving their factual correctness and verifiability. Existing work mainly relies on commercial search engines and human evaluation, making it challenging to reproduce and compare different modeling approaches. We propose **ALCE**, the first benchmark for **A**utomatic **LLM**s' **C**itation **E**valuation. ALCE collects a diverse set of questions and retrieval corpora and requires building end-to-end systems to retrieve sup-

Figure 1: The task setup of ALCE. Given a question, the system generates text while providing *citing passages* from a large retrieval corpus. Each statement may contain multiple citations (e.g., [1][2]).



Luna: A Lightweight Evaluation Model to Catch Language Model Hallucinations with High Accuracy and Low Cost

Masha Belyi* Robert Friel* Shuai Shao Atindriyo Sanyal
Galileo Technologies Inc.
{masha,rob,ss,atin}@rungalileo.io

Abstract

Retriever-Augmented Generation (RAG) systems have become pivotal in enhancing the capabilities of language models by incorporating external knowledge retrieval mechanisms. However, a significant challenge in deploying these systems in industry applications is the detection and mitigation of hallucinations - instances where the model generates information that is not grounded in the retrieved context. Addressing this issue is crucial for ensuring the reliability and accuracy of responses generated by large language models (LLMs) in industry settings. Current hallucination detection techniques fail to deliver accuracy, low latency, and

Figure 1: Luna is a lightweight DeBERTA-large encoder, fine-tuned for hallucination detection in RAG settings. Luna outperforms zero-shot hallucination detection models (GPT-3.5, ChainPoll GPT-3.5 ensemble) and RAG evaluation frameworks (RAGAS, Trulens) at

予備実験

SB Intuitions

- ModernBERT-30MをJSNLIデータセットでFine-tuneしてEntailmentスコアが閾値を超えて上位のものを最大3件（1文から3文からなるパッセージを）付与する
  - ○ その結果をアノテーターが目視確認
- 結果
  - ○ システム自体は高速で動く（レイテンシ1秒程度）
  - ○ ぱっと見良さそうな結果に見えるが、実際にアノテーターが確認してみると、F1スコアで**45ポイント**程度
  - ○ Precisionは比較的高い (65%) が、Recall が 30% 台
- 高速に改善ループを回す必要性を感じ、急遽ゴールドデータを作成

細粒度のアノテーション

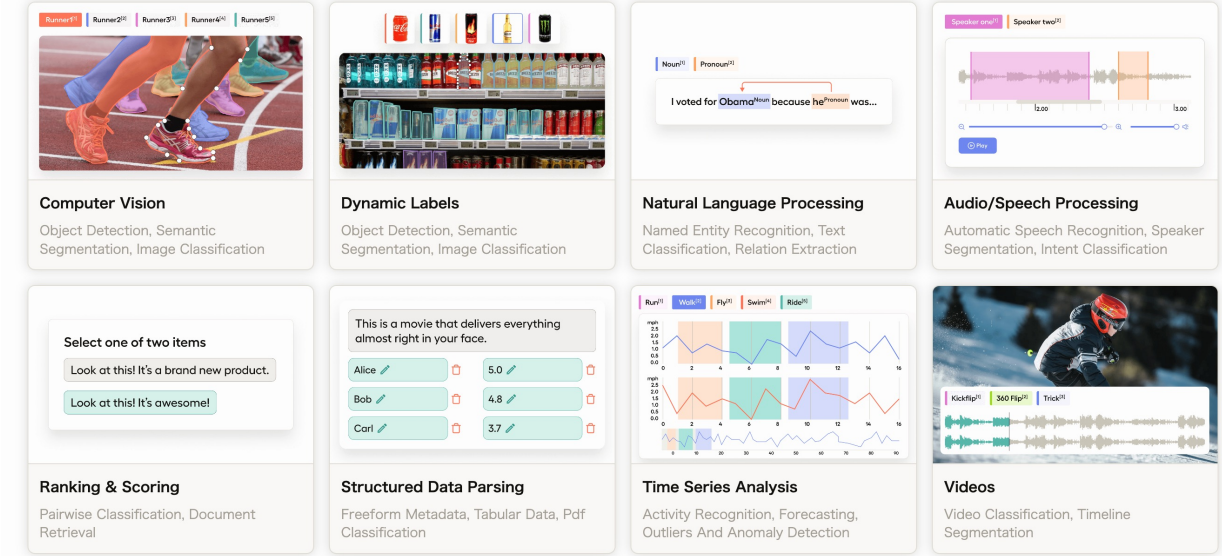
SB Intuitions

- Text Fragmentを意識し、ドキュメント単位ではなく、パッセージ単位の引用・被引用関係をアノテーション
- アノテーションには Label Studio を利用
  - 左側にDeep Research結果、右側に検索結果ドキュメントを表示し、それらの間に根拠関係にあるか、矛盾かをアノテーション

Label Studio

SB Intuitions

- 汎用のOSSアノテーションツール（エンタープライズ版も提供中）
  - テキスト、画像、音声などに対するスパンアノテーションに対応
    - 業界ではデファクト的な立場
  - 柔軟なカスタマイズ性が売り
    - アノテーション対象ドキュメントが多く・大きくなると動作が重くなるという弱点も



From: https://labelstud.io/templates/

Label Studioの設定が気になる人向けに

SB Intuitions

```
<View>
  <View style="display: flex; gap: 20px; height: 85vh;">

    <View style="width: 50%; display: flex; flex-direction: column;">
      <Header value="クエリ文書" size="4"/>
      <View style="flex: 1; overflow-y: auto; border: 1px solid #ccc; padding: 15px; background: #fff;">
        <Text name="query_doc" value="$query_text" />
      </View>
      <Labels name="q_label" toName="query_doc">
        <Label value="検証対象の文" background="#5B5FC7" />
      </Labels>
    </View>

    <View style="width: 50%; display: flex; flex-direction: column;">
      <Header value="エビデンス" size="4"/>
      <View style="flex: 1; overflow-y: auto; border: 1px solid #ccc; padding: 15px; background: #f9f9f9;">
        <Text name="evidence_doc" value="$evidence_text" style="white-space: pre-wrap;" />
      </View>
      <Labels name="e_label" toName="evidence_doc">
        <Label value="根拠箇所" background="#FFA500" />
      </Labels>
    </View>
  </View>

  <Relations>
    <Relation value="Supported (正しい)" background="rgba(0, 255, 0, 0.3)" />
    <Relation value="Refuted (矛盾)" background="rgba(0, 0, 255, 0.3)" />
  </Relations>
</View>
```

ポイントは width:50% の View を2つ作って その外側に Relation を定義するあたり

クエリ

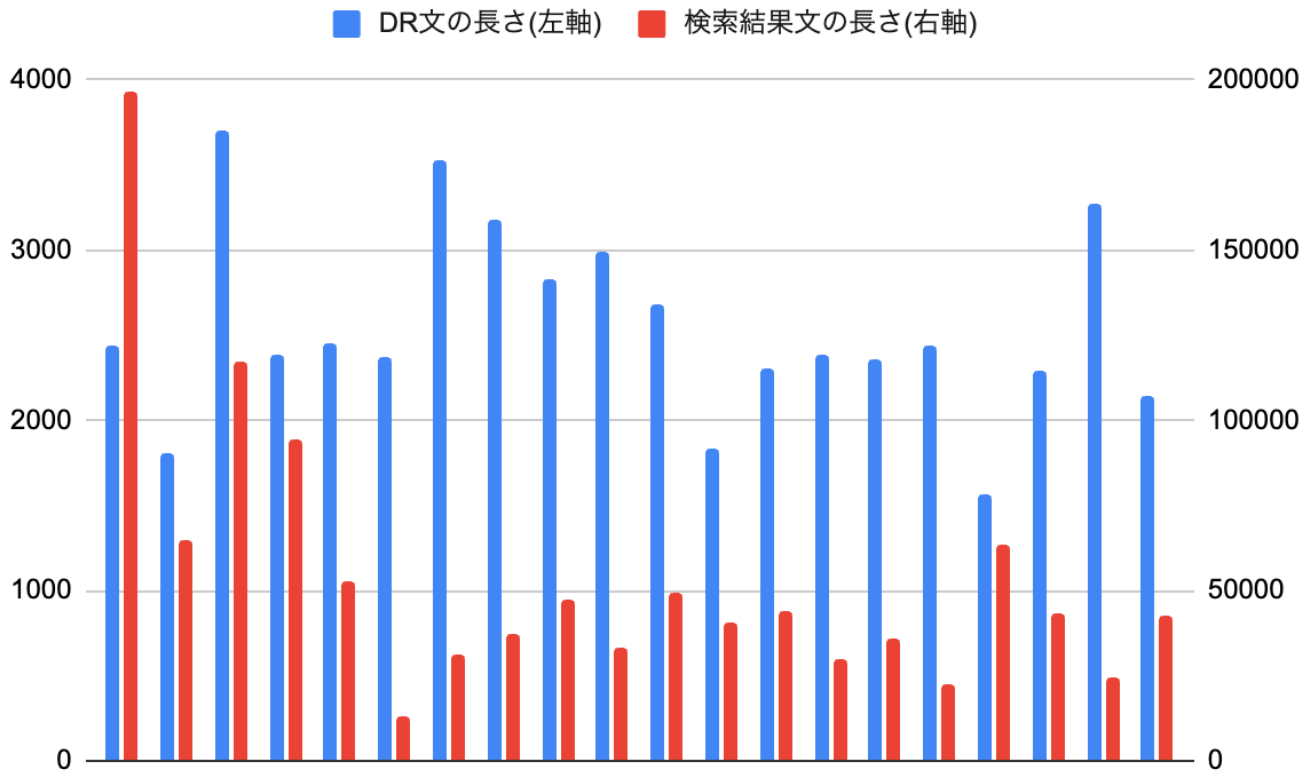
SB Intuitions

● 次のような20件の多様性のあるクエリを用いた

マンジャロの効能、使用上の注意は	換気扇の簡単な掃除方法は？
エクセルファイルに電子署名を追加する方法は	自律神経失調症とうつ病の違いは
オススメのバーボンウィスキーを教えて下さい	ギターのアルペジオをうまく弾くコツは
ビールのレーシングとは何ですか	山下達郎のライブに行く時に注意すべきことは
個人が入る保険の種類を教えて下さい	花言葉はどんな由来があるのですか？
フィギュアスケートを上達させるコツは？	大切な人に贈る花束にオススメの花は？
大腸カメラを受ける前に気を付けることとは	サンザシの意外な活用法は？
サボテンの世話として特にやるべきこととは	夢で見たことを思い出す方法は
うまい棒で特に話題になったフレーバーは	二日酔いを早く脱するために必要なこととは
歯の神経の治療をしている際に患者が気を付けることとは	歯科技工士になるために必要なこととは

Deep Research結果

SB Intuitions



アノテーションガイドライン

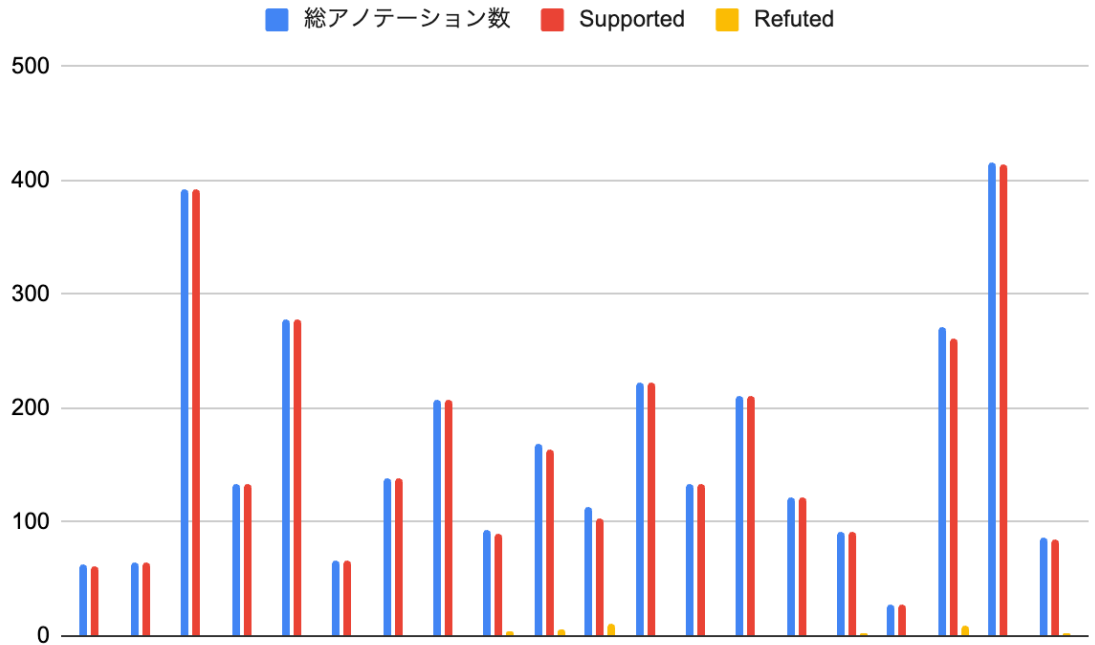
SB Intuitions

- Deep Research結果は文単位で、エビデンス検索結果側は1文〜3文程度のパッセージ単位で Relation （サポートor矛盾）を付与するよう依頼
  - ○ 各文に対して、検索結果側で含意関係にあるようなパッセージを探して付与
    - ■ 複数ある場合も往々にしてあるので、できるだけ漏れなく付与
  - ○ ただし、以下のような場合は付与しない
    - ■ Markdownの見出し (###)
    - ■ 10文字に満たない文
    - ■ 「本レポートでは…」などのメタな文
  - ○ Deep Research結果が誤っていたとしても、正しいとみなして付与
- アノテーター
  - ○ （原則として）クエリの話題に親和性(事前知識)のある20人
  - ○ 平均4日程度で作業を終えてくださった

アノテーション結果

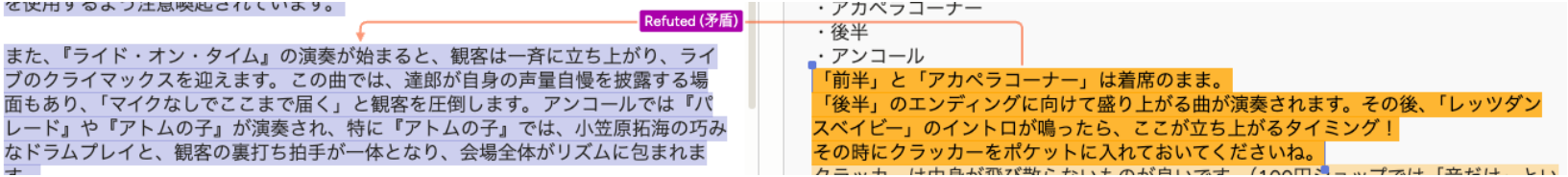
SB Intuitions

- 20クエリについての Deep Research結果に対してアノテーションを行った

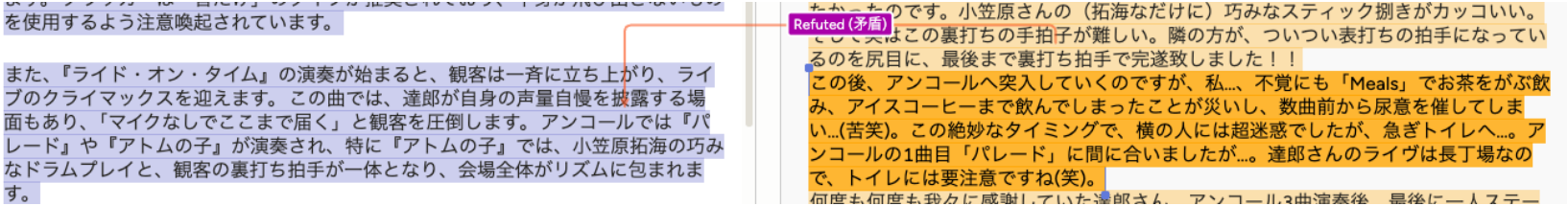


Refuted (矛盾) は無視できる程度（1%程）しか見つからなかった

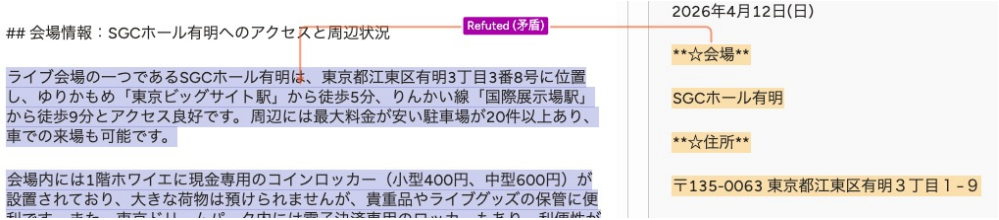
矛盾の例



ライブで観客が立ち上がるタイミングに関する矛盾



アンコールで演奏される曲に関する矛盾



ライブ会場の住所に関する矛盾
(Deep Research結果の方が正しい)

アノテーション品質の確認

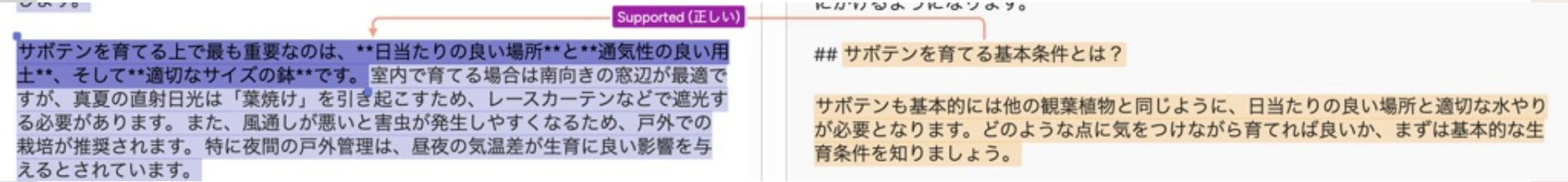
SB Intuitions

- 20ドキュメントのうち、3ドキュメントに2名目のアノテーターがアノテーションを行った。
  - ○ 2名目のアノテーターは担当ドキュメントを早めに終えたアノテーターが担当
  - ○ SpanとRelationの2段階アノテーションのため、バウンダリの条件を緩和したF1スコア(文字レベルF1)を計測
  - ○ 1人目のアノテーションを正解として、2人目のアノテーション結果を計測

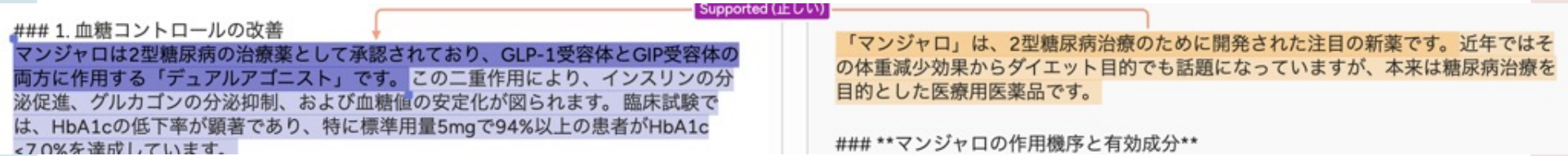
F1スコアは 0.7202ポイント (Precision: 0.59, Recall: 0.92)

- Recallが高く、全体として、2人目のアノテーターの方がより多くのRelationを張る傾向
- そのため、2人目のPrecisionが低く評価された様子
- Labelに大きな偏りがある（矛盾は1%程度）なので、Kappaは測定せず

Precisionが下がった原因と思われる具体例



「適切なサイズの鉢」について検索結果側で言及していない



「受容体」や「デュアルアゴニスト」について検索結果側で言及がない

リトライ

SB Intuitions

- アノテーターが作業に慣れ、基準が緩くなってしまっているのではないかと予想
- アノテーターを再教育
  - ○ **「全体の8割くらいの要素を含んでいない文–パッセージ対はアノテートしないように」**前述のアノテーター3名にインストラクションを改めて周知
  - ○ 3日くらいかけて見直し（再アノテート）を依頼

結果： 0.7242ポイント
(Precision: 0.70, Recall: 0.75)

F1スコアは微増だが、PrecisionとRecallのバランスは大幅に改善

まとめ

SB Intuitions

- 細粒度引用のためのデータセットを構築中
  - Finding:
    - アノテーターは作業に慣れるとRecall高く(Precision低く)つけがちなので、定期的にガイドラインの再教育を行うべき
- ベースラインモデルの性能など：
  - To be continued…
  - 近々適切な場で発表予定
- データ公開
  - 適切なタイミングで

Appendix

参考文献

- [Gao et al., EMNLP2023] Tianyu Gao, Howard Yen, Jiatong Yu, and Danqi Chen. 2023. Enabling Large Language Models to Generate Text with Citations. In *Proceedings of the 2023 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*, pages 6465–6488, Singapore. Association for Computational Linguistics.
- [Belyl et al., COLING 2025] Masha Belyi, Robert Friel, Shuai Shao, and Atindriyo Sanyal. 2025. Luna: A Lightweight Evaluation Model to Catch Language Model Hallucinations with High Accuracy and Low Cost. In *Proceedings of the 31st International Conference on Computational Linguistics: Industry Track*, pages 398–409, Abu Dhabi, UAE. Association for Computational Linguistics.

直感を、知性へ


SB Intuitions