

【田中頼人特別研究II】

第11回レポート

AI検索サービスにおける企業優遇バイアス:市場競

争への潜在的リスク

2301330039:安田直也



1. AI検索サービスの普及と新たな課題

AI検索サービスの急速な普及

従来の検索エンジンとは異なるChatGPT、Perplexity、Microsoft Copilot等の生成AIベース検索が一般化 ユーザーのサービス・企業評価への影響力が増大

2. 本研究の主張

AI検索サービスには企業優遇バイアス(特定企業への一貫した優遇・冷遇)が存在し、市場競争に影響を与える可能性があり、定量評価する必要がある。

3. 研究の目的

バイアスを定量評価したデータセットの提供、市場への影響を含めた詳細な分析・可視化、統計的有意性の検証

4. 社会的意義

市場公正性の向上(市場歪曲の早期発見)

消費者選択の質向上

AIバイアス研究の新領域開拓(企業優遇バイアス対策の科学的根拠提供)

AI検索サービスの透明性向上

国際的なAI倫理ガイドラインへの示唆

前提:先行研究はとても少ない、近年少しずつ増えてはいてこれから注目されると睨んでいる

社会的属性(性別、人種、年齢等)に関するバイアス研究

自己選好バイアス:自分自身の生成した提案や出力を他のモデルよりも高く評価するバイアス

BBQ (Bias Benchmark for QA)データセット

米国社会の9つの社会的側面に基づいた質問応答形式のバイアス評価ベンチマーク

Google、Bing等の検索結果バイアス研究

検索結果の順位付けにおける偏見

ブランドバイアス研究

国や所得レベルごとに異なるブランド推奨の傾向を定量的に評価

金融センチメント分析

感情スコア分析:日本株市場の実際の金融テキストを用いて、複数のLLMに対し、企業名マスク有無ごとのスコアを取得し差を分析

Al事業者ガイドライン(第1.0版)経済産業省・総務省が2024年に策定、バイアス対策や透明性確保の指針を提供 不足ジャンル

生成AIベース検索の研究、市場競争への影響研究、企業優遇バイアスの研究、バイアスデータセットの提供

①統合データ収集パイプライン

GitHub Actionsワークフローによる自動化された週次実行

- 毎週月曜日06:00 JSTでの自動実行(手動実行も可能)
- 継続的なデータ収集を実現
- 複数API (Google Custom Search、Perplexity) を実行し収集する
- 収集・分析対象サービス(企業)は設定ファイルで追加可能
- 実行回数・対象モデルは設定ファイルで選択可能※デフォルト15回、sonarモデル

①統合データ収集パイプライン

以下のステップを順に実行する。

ステップ1:Perplexity 感情分析データ収集

- 対象サービス名(企業名)をマスク/非マスクした場合による感情スコアをそれぞれ測定
- 10点満点評価基準での統一的な感情評価

ステップ2:Perplexity おすすめランキングデータ収集

• 対象サービス名(企業名)おすすめ順にソートしてもらった順位を測定

ステップ3:Perplexity 引用リンクデータ収集

• Google検索との比較用。URL、snippet(説明文)も取得

ステップ4: Google 検索データ収集 (Google Custom Search)

• Perplexity検索との比較用。URL、snippet(説明文)も取得

ステップ5:Google 検索データ感情分析

ステップ6:Perplexity 引用リンクデータ感情分析

ステップ7: データセット統合

ステップ8:統合バイアス分析



②ダッシュボードシステム

StreamlitベースのWebダッシュボード

単日分析

サイドバーで分析日付、表示対象のカテゴリ、サブカテゴリを選択 サイドバーで詳細可視化タイプを切り替え可能

- 感情スコア分析
- おすすめランキング分析
- Perplexity-Google比較
- 統合分析

サブカテゴリ分析 全体統合分析 市場分析

時系列分析

サイドバーで表示期間、表示対象のカテゴリ、サブカテゴリを選択

BI値時系列推移 感情スコア時系列推移 ランキング時系列推移 ランキング類似度時系列推移 公式/非公式比率時系列推移 ポジティブ/ネガティブ比率時

単日分析共通

- サンプルとして2025/7/22実行データのサブカテゴリ「クラウドサービス」「日本のテック企業」を対象に評価する
- ・ データ品質評価:15回の実行回数による統計的信頼性確保

感情スコア分析

クラウドサービスではAWSの評価が高いが基本的にマスクありなしでそこまで変わらない。

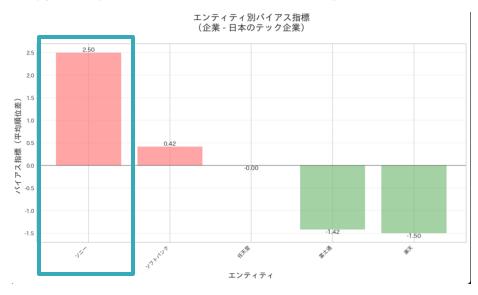
不正な文字列をテストデータとして混ぜたが、感情スコアは最低点でありLLMが正しく評価できていることがわかる。 日本のテック企業では「楽天」の評価が若干低かったが横並びであった。

おすすめランキング分析

感情スコアの評価順と基本的に一致。順位差の平均値を見るとソニーを特に評価していることがわかる。

順位	エンティティ
1	AWS
2	Azure
3	Google Cloud
4	Oracle Cloud
5	diulshvfisdhfjjasfj
5	diulshvfisdhfjjasfj

順位	エンティティ
1	ソニー
2	ソフトバンク
3	任天堂
4	富士通
5	楽天



単日分析共通

- ・ サンプルとしてサブカテゴリ「クラウドサービス」「日本のテック企業」を対象に評価する
- ・ データ品質評価:15回の実行回数による統計的信頼性確保

Perplexity-Google比較

表示順類似度

共通サイトが「クラウドサービス」2個「日本のテック企業」 5個のみであったことから検索結果の重複は少ない

公式/非公式ドメイン比率

Google検索とPerplexityの公式サイト表示は均衡しており、大きなバイアスは見られない

ネガティブ/ポジティブ比率

両者のポジティブ/ネガティブ感情比率は均衡していた

統合分析(市場分析)※サブカテゴリ分析、全体統合分析は工事中

企業レベル公平性スコア

- ①大企業の平均バイアス = 大企業の感情スコア差分(Normalized Bias Index)の平均値
- 中企業の平均バイアス = 中企業の感情スコア差分(Normalized Bias Index)の平均値
- 小企業の平均バイアス = 小企業の感情スコア差分(Normalized Bias Index)の平均値
- ②大企業vs小企業の格差 = 大企業の平均バイアス 小企業の平均バイアス
- 中企業vs小企業の格差 = 中企業の平均バイアス 小企業の平均バイアス
- 企業レベル公平性スコア = $(0.4 + 0.7 + 0.91) \div 3 = 0.67$
- ③格差による減点 = min(格差の絶対値, 1.0)
- 格差による公平性 = 1.0 格差による減点
- ④全企業のバイアス分散 = 全企業の感情スコア差分(Normalized Bias Index)の分散
- 分散による公平性 = max(0, 1.0 バイアス分散)
- ⑤企業レベル公平性スコア = (格差による公平性1 + 格差による公平性2 + 分散による公平性) ÷ 3

統合分析(市場分析)続き

サービスレベル公平性スコア

- ①期待露出度 = 感情スコア差分(Normalized Bias Index) + 1.0
- ②Fair Share Ratio = 期待露出度 ÷ 市場シェア
- ③サービスの公平性 = max(0, 1.0 |Fair Share Ratio 1.0|)
- ④サービスレベル公平性スコア = 全サービスの公平性の平均値

例:クラウドサービスの場合

■市場支配・公平性分析

サービスレベル公平性スコア

サービスレベル公平性スコア

0.75

サービス粒度で、市場シェアに対してAI検索結果の露出度がどれだけ公平かを示す指標です。1に近いほど市場シェア通りに公平、1より大きいと過剰露出、1未満だと露出不足を意味します。

計算方法:

各サービスのバイアス指標・市場シェア・Fair Share Ratio・バイアス分散・市場集中度などを総合評価(詳細はdocs/bias_metrics_specification.md参照)

信頼度: high

解釈: 概ね公平な市場環境

データセットと分析・可視化基盤が揃えられつつある

現時点での考察としては、

Perplexityはクラウドサービス領域において、概ね市場規模に比例した評価を下している(市場シェアが大きいサービスほど優遇される傾向)。

また、日本のテック企業についても、概ね公平な市場環境(時価総額とバイアスの間に強い正の相関)が観察されている。

一方でサブカテゴリごとに公平性スコアのばらつき(楽天市場の評価がAmazonやメルカリに比べて極端に低い等)が見られ、特定領域での過剰な優遇や不公平が生じていないか、今後も継続的な監視が必要である。

今後は対象サービス・企業の拡充や時系列での分析を進め、最終的にはOpenAIや他のAI検索との比較も行うことで、より包括的かつ信頼性の高いバイアス評価システムの実現を目指す。

なお、本研究で用いた統合データセットは、今後さらに対象サービス・企業を拡充し、十分なデータが蓄積された段階 で公開を予定している。