

# 小口研究室 研究紹介 (2025年度)

## (お茶の水女子大学理学部情報科学科)

### サイバー犯罪グループ判定モデル構築におけるLLMによる自動ラベリングの検証 (研究担当:伊藤 純菜)

#### 背景・目的

**背景**

- クレジットカード不正利用被害は増大傾向、2024年の番号盗用被害は513.5億円
- 窃取されたカード情報はTelegramのグループ機能を通じてSNS上で売買されている
- 先行研究によりモニタリングの有効性は確認されたが、効果最大化には監視対象グループの継続的な拡大が必要
- グループ探索手法の判定部分では機械学習モデルの学習に専門家によるラベル付きデータが必要

**人手によるラベル付けの課題**

- 膨大な時間とコストがかかる
- 専門知識が必要で人材に限られる
- 犯罪種ごとに同様の作業を繰り返す必要がある

LLMによる自動ラベリングで課題を解決し探索手法の汎用性向上を目指す

---

#### ラベリング手法

**入力プロンプト構成**

タスク1 関連性判定: カード売買・フィッシングに関連する単語・意味が含まれるか(厳い基準・文脈理解重要)

タスク2 証拠抽出: カード番号やその一部が実際に含まれるか(緩い基準・パターン抽出重要)

**使用データ**

|        |        |         |        |         |
|--------|--------|---------|--------|---------|
| 1169   | 285    | 884     | 86     | 1083    |
| 群グループ数 | 関連グループ | 非関連グループ | 関連グループ | 非関連グループ |

グループ名、説明文、投稿メッセージ、画像(最大10枚)を取得

**使用モデル: GPT-4o (OpenAI)**

#### 実験

**実験1** 高品質メッセージ抽出を目的としたフィルタリング  
→ 関連性を判定

**実験2** 画像データの抽出結果をOCRによりテキスト化  
→ 画像追加の有効性を検証

**実験3** 不適切なフィルタリングによる誤検出の発生  
→ 検出率を向上

**結果①—投稿メッセージ数の最適化**

- タスク1: N=75が最適 (macroF1 = 0.791)
- タスク2: N=25が最適 (macroF1 = 0.803)
- N=75で51.9%が上限到達 (macroF1 = 0.803)
- コスト約14ドル
- 誤分類改善122件 (False Positive 74件減少)
- 投稿日時による期間制限の併用が有効

**結果②—画像データ追加の効果**

- タスク2のRecallが0.573+0.760に18.7pt改善
- OCRによる画像内カード番号抽出が極めて有効
- 画像追加コスト約16ドルで、タスク1: +2.3pt, タスク2: +4.2pt

**結果③—不確実性フィルタリング**

7種類のプロンプトバリエーションで揺らぎを定量化し関連性0.7が最適バランス (ラベル付与率70%, macroF1=0.847, 5.2pt向上) 関連性0.7以下は精度向上に対するコストが著しく増大

**費用対効果の観点から画像追加は有効**

※GPT-4oへの画像追加は安全理由により拒否されたためTesseract OCRによるテキスト化を採用

**実用運用: 70%を自動ラベリング, 残り30%を人手でアノテーション**

### 生成 AI を用いたパーソナライズしたイベント推薦システムの構築 (研究担当:大本 詩織)

#### 研究背景

- 国際観光の回復に伴う異なる背景や嗜好を持つユーザーに適したイベント推薦システムの必要性の高まり
- LLMの急速な発展
  - 様々なソースからユーザーの情報を推定可能
  - 複数条件の柔軟な統合が可能

LLMを用いたユーザー適応型推薦システムの構築  
ユーザーのパーソナリティを用いた推薦精度の向上

課題

- システム構築に多くの労力・学習コストを必要とし、様々な要因を柔軟に組み合わせたイベント推薦が困難
- 一連の流れをLLMによって行うことで、拡張性の高い柔軟なイベント推薦システムの構築を目指す
- 推薦要素が固定的であり、ユーザーの状況や要求に応じた変更が困難
- MCPを用いることで、ユーザー入力に応じた推薦要素を動的に変更する柔軟なイベント推薦システムを構築

**MCP (Model Context Protocol)**

- LLMが応答生成時に必要な外部情報を取得するためのクライアント・サーバ型プロトコル
- LLMと外部システム/アプリケーション間の連携方式を標準化

**提案モデル**

AIエージェントが、マルチMCPサーバを介して必要な情報を動的に取得・統合

LLMとAIエージェントの連携により、ユーザーの状況や要求に応じた外部ツールをLLMが自動判断・実行

#### 実験

GPT-5を用いてツール選択挙動および推薦生成の有効性を検証

1 指示内容に応じたツール選択挙動

- ユーザーの指示に応じたツールが自動選択されることを確認
  - 「天気も考慮してイベントを推薦してほしい」→ 天気情報取得ツールが実行され、雨天時には屋内イベントが推薦されるなど、天気・気温を考慮した推薦生成を確認
- 複数ツールが依存関係や考慮して連続実行されることを確認
  - 「今週末開催されているイベントを推薦してほしい」→ ① 現在日時を取得するMCP ② 相対的な時間表現を具体的な日付に変換するMCP ③ イベント検索MCP が順次実行され、開催期間を考慮したイベント推薦が行われることを確認

MCP×AIエージェントを用いることで、ユーザーの指示に応じて外部情報を自動的に取得し、推薦要素を動的に組み替えることが可能

ただし、LLMはツール名や説明文などの表層情報に基づいてツール選択を行うため、誤選択が生じ得ることを確認

セキュリティ上の懸念

今後の課題

- 悪意のある MCP サーバ混入を想定した異常検知・冗長化を含むセキュリティ対策の検討
- MCPサーバ数増加時におけるツール選択挙動およびシステム安定性の評価

2 性能改善に関する検証

外部ツール連携は柔軟性を高める反面、ツール呼び出しや推論過程の増加により実行時間が増大し得る

1. Memoryの利用により実行時間が短縮できるか検証

Knowledge Graph Memoryを導入し保存情報の粒度による実行時間を比較

Knowledge Graph Memory MCPサーバ

ユーザーについての情報をローカルのナレッジグラフとして永続的に保存可能なMCPサーバ

| Memory利用条件     | 平均実行時間(秒) |
|----------------|-----------|
| Memoryなし       | 157.2     |
| 性格特性のみ保存       | 187.4     |
| 性格特性および趣味嗜好を保存 | 182.2     |
| 全情報保存          | 119.2     |

2. 利用するLLMの違いが実行時間・推薦品質に与える影響を検証

使用モデル:

- GPT-5: 高い推論力を持つ最新モデル
- GPT-5-mini: GPT-5をベースに高速性/コスト効率を重視して設計された軽量版モデル
- GPT-4o: 従来世代のモデル

指示: 「品川駅から車で20分以内で行けるイベントを検索して教えて」

| モデル        | 平均実行時間(秒) | 備考                               |
|------------|-----------|----------------------------------|
| GPT-5      | 318.2     | 必要なツールは安定して実行されたが、過剰なツール呼び出しが発生  |
| GPT-5 mini | 126.5     | ツール呼び出し回数が増加し、推論過程の増大による実行時間の長期化 |
| GPT-4o     | 15.7      | 精度に劣る(比較対象外)                     |

軽量モデル: 高速である反面、制約条件が満たされない可能性

高性能モデル: 要件を満たしやすいため、外部ツール呼び出し回数増加や推論過程の増大による実行時間の長期化

実行信頼性と処理時間のトレードオフを考慮し、用途に応じたLLM選択が必要

### ブロックチェーンプラットフォームHyperledger Irohaの性能評価と性能向上手法の研究 (研究担当:坂本 明穂)

#### 研究背景

【背景】企業間データ連携によるイノベーションの創出が期待  
【課題】利用範囲が広く、データの信頼性担保が重要  
→ ブロックチェーンの利用: 耐改ざん性とデータ検証

【データ共有基盤に求められる条件】

- 即時な情報交換が不可欠なシナリオにおける、高性能なランザクション処理
- 継続的に運用を続けるため、低い運用負荷

両条件を同時に満たすブロックチェーンプラットフォームを構築

#### Hyperledger Irohaの課題

TX収集期間の長さやアイドル状態のリソース消費量はトレードオフ

- タイムアウト長→性能低, CPU使用率低
- タイムアウト短→性能高, CPU使用率高

【目的】高い処理性能と低リソース消費の両立

#### 性能とリソース消費量の評価

スループット(提案/従来3000ms) スループット(提案/従来30ms) CPU使用率

トランザクション処理性能とリソース消費の評価

|                | 提案 | 従来3000ms | 従来30ms |
|----------------|----|----------|--------|
| 性能限界以前の処理性能    | ○  | △        | ◎      |
| 性能限界           | ○  | △        | ◎      |
| 処理性能の安定性       | ◎  | △        | ◎      |
| リソース消費量(アイドル時) | ◎  | ◎        | ×      |
| リソース消費の安定性     | ○  | ◎        | ×      |

→ 提案手法は、処理性能とアイドル時のリソース消費を両立し、安定した状態で継続的に処理可能

#### 提案手法

アイドル時

オーダリングサービス

プロポーザル作成 → プロポーザル作成 → トランザクション到着後即時にプロポーザル作成 → プロポーザル処理

プロポーザル処理時

プロポーザル処理完了までトランザクションは待機 → TX収集期間 → プロポーザル作成 → プロポーザル処理 → プロポーザル作成 → プロポーザル処理 → 既存プロポーザルのコミット後新規プロポーザル作成 → プロポーザル処理

#### 投票遅延の最適化

投票遅延

コンセンサス形成時に次の代表ノードに投票を送信する間隔最適化はネットワーク内のノード数とネットワーク遅延で変化<sup>(1)</sup>

- ノード数による最適値の変化は調査されている<sup>(2)</sup>
- ネットワーク遅延による最適値の調査は不十分

→ ネットワーク遅延値に応じた適切な投票遅延を調査

【目的】提案手法と投票遅延の最適化を組み合わせ、ネットワーク遅延環境下での処理性能の向上

実験環境

サーバー1 Docker: Hyperledger Iroha, PostgreSQL  
サーバー2 Docker: Hyperledger Iroha, PostgreSQL  
サーバー3 Docker: Hyperledger Iroha, PostgreSQL

スループットの平均改善率 (従来 投票遅延5000msを基準)

| RTT  | 従来+最適値 | 提案(5000ms) | 提案+最適値 |
|------|--------|------------|--------|
| 0ms  | 1.76%  | 20.02%     | 22.00% |
| 10ms | 2.15%  | 41.11%     | 43.87% |
| 20ms | 21.21% | 88.14%     | 93.22% |

レイテンシの平均改善率 (従来 投票遅延5000msを基準)

| RTT  | 従来+最適値 | 提案(5000ms) | 提案+最適値 |
|------|--------|------------|--------|
| 0ms  | 2.96%  | 52.44%     | 59.71% |
| 10ms | 2.46%  | 67.90%     | 69.91% |
| 20ms | 29.81% | 75.94%     | 77.45% |

→ 提案手法+投票遅延最適化は特に高遅延環境で有効に機能

まとめ

- 性能とリソース利用効率の両立に向けた手法を提案
- 提案手法と投票遅延の最適化を組み合わせることでネットワーク遅延環境下でのHyperledger Irohaのトランザクション処理性能が最大93%性能が改善

今後の課題

- 利用状況に合わせて動的に環境パラメータを変更する仕組みの導入