

JANOG54 Meeting

ネットワークオペレーションにおける生成AI技術の活用検討について

LLMマルチエージェントによるネットワークオペレーションの可能性

KDDI株式会社

仲松 匠

2024/07/04

■ 仲松 匠 (Nakamatsu Takumi)

- 所属：KDDI株式会社 ネットワーク開発本部 IPネットワーク部
- 出身：**奈良県奈良市**
 - ・ 祝 地元開催！
 - ・ おすすめ：炙り柿の葉寿司



■ 経歴

- 2013/04 ～ 2017/09 : KDDIバックボーンネットワークの運用業務
 - 2017/10 ～ 2020/03 : KDDIバックボーンネットワークの開発業務
 - 2020/04 ～ 2022/03 : JCOM株式会社 出向
 - 2022/04 ～ 現在 : KDDIバックボーンネットワークの開発業務
-
- JANOG初登壇
 - ・ よろしくお願ひします！

生成AIを用いてネットワークオペレーションを効率化したいが、回答結果の正確性に懸念

■ 生成AIへの期待

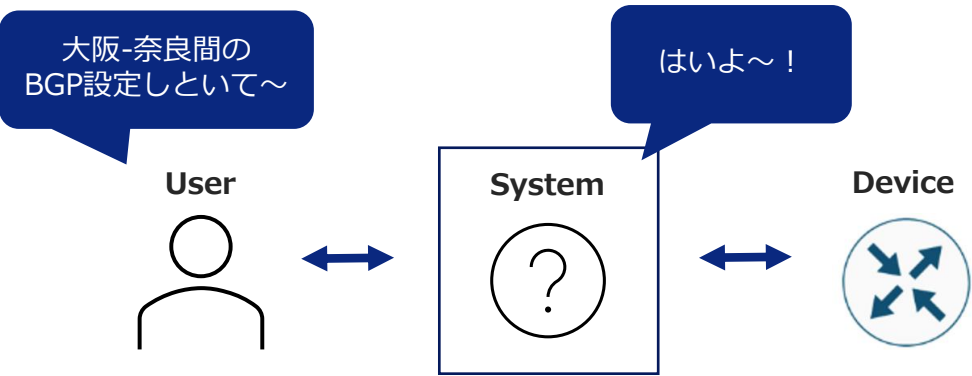
- 複雑なネットワーク管理の簡素化
- 障害対応の迅速化
- 熟練エンジニア不足の解消

■ 課題

- Userの意図を正しく理解できない場面がある
 - ・ 実際に設定を行って欲しいUser
設定方法を回答するLLM
- 回答内容に誤りを含む可能性がある

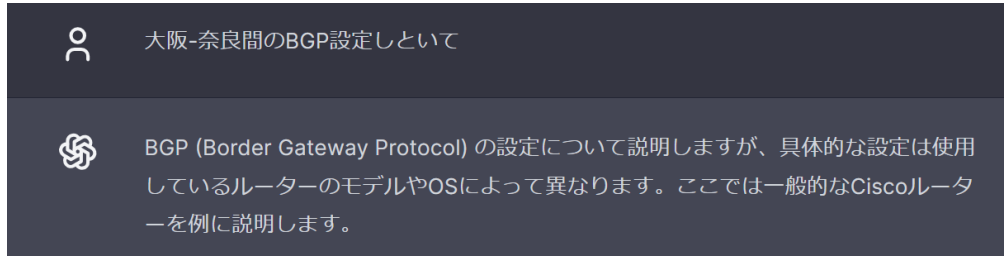
指示を正しく理解せずオペレーションを行う
可能性があるため実用に耐えない

理想



自然言語でネットワーク操作が完了

現実



求めていたものとは異なる回答

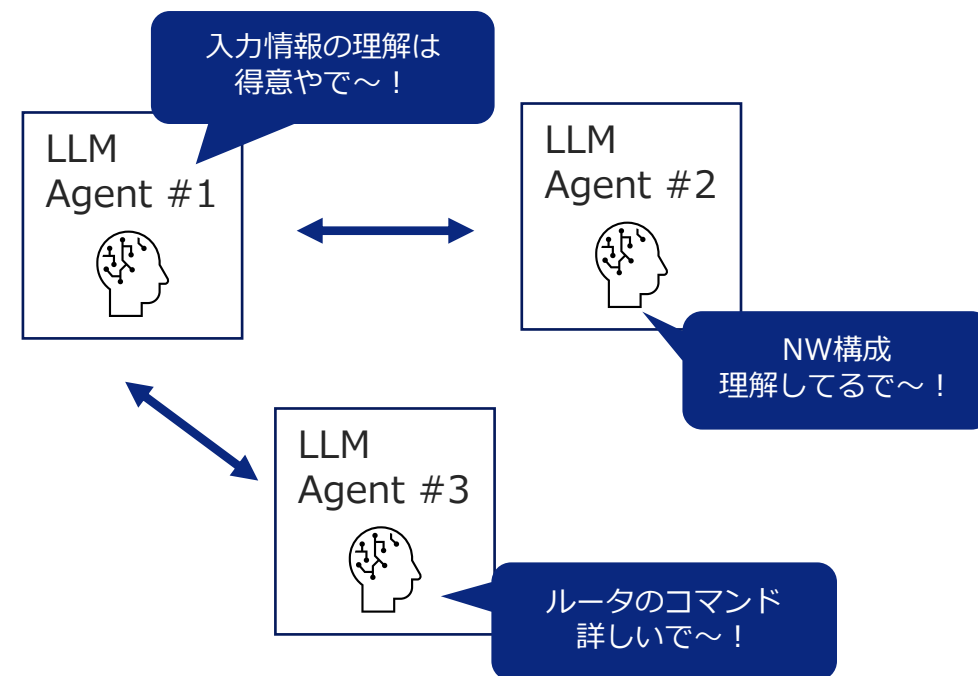
LLMマルチエージェントを用いることで正確性を改善できるのでは？

■ LLMマルチエージェントとは

- 複数のLLMエージェントが連携し協力（or 競争）してタスクを達成させる技術

■ 特徴

- タスクの専門化
 - ・ 各エージェントが特定のタスクに特化することによる回答精度向上

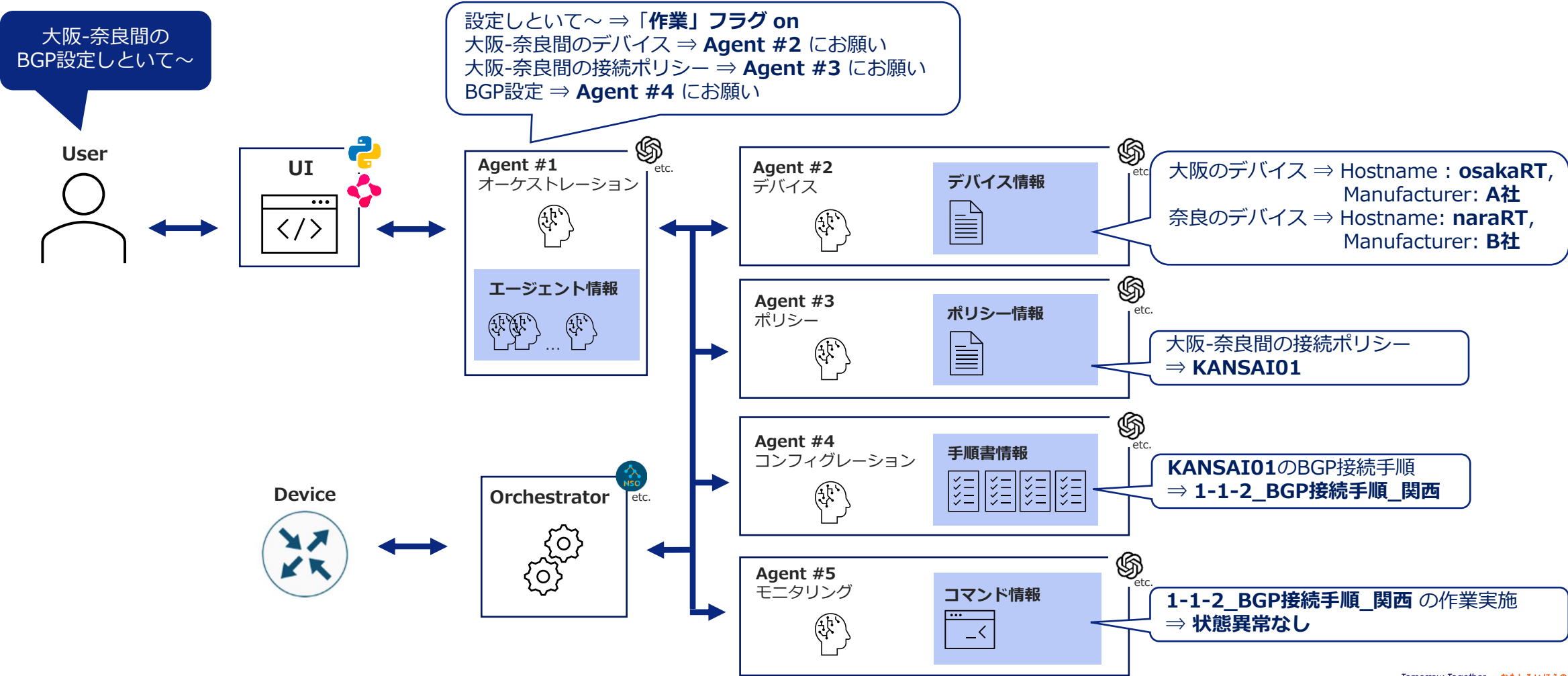


抽象的な指示によるデバイス操作実現のためLLMマルチエージェントシステムを検討

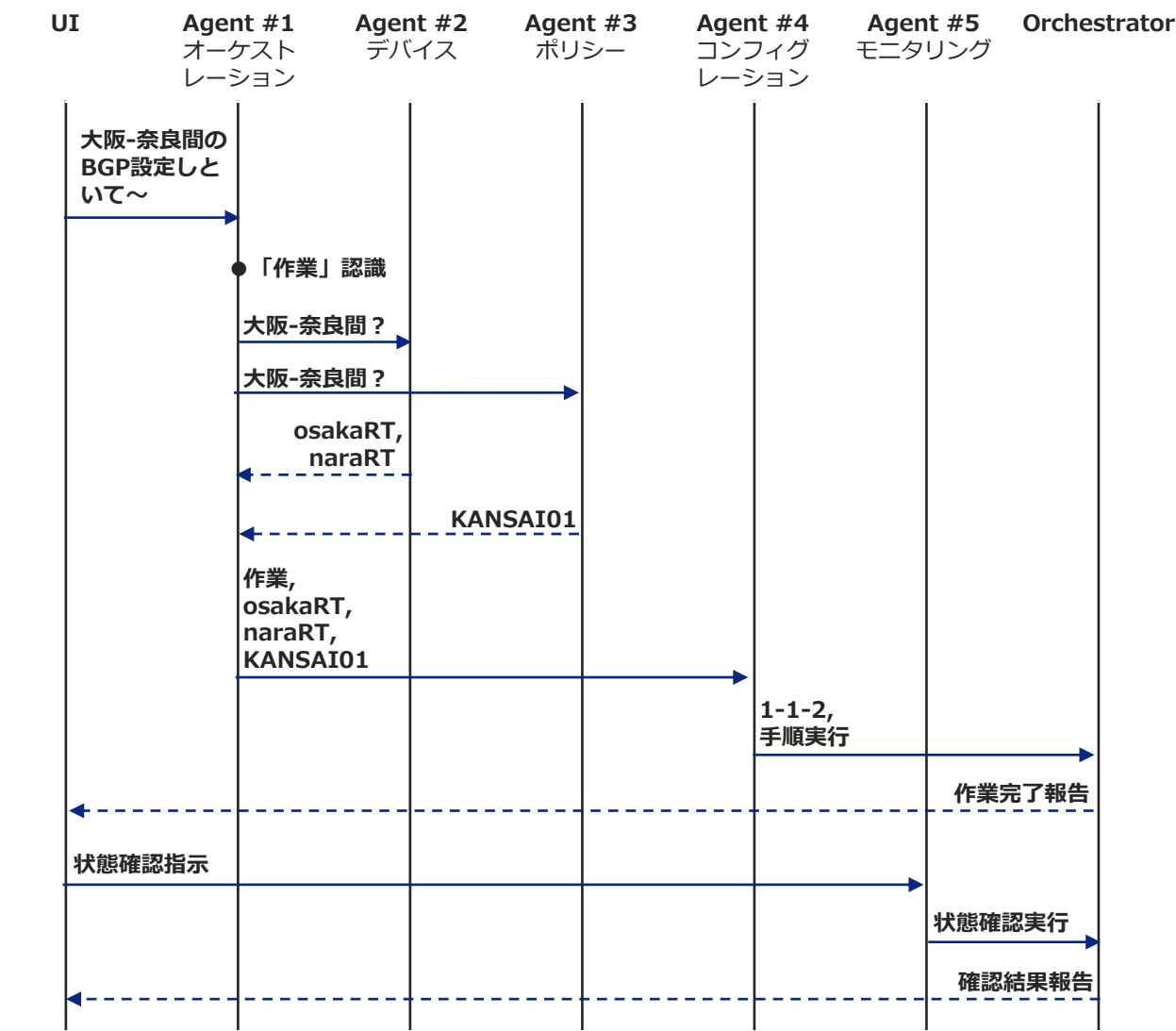
作業におけるネットワーク操作の機能を考慮し、5種類のエージェントを実装

エージェント名	役割	学習済み情報
Agent #1 オーケストレーション	オーケストレーション エージェント 指示の受け取り、タスクの配分 各エージェントとの調整と管理	エージェント情報
Agent #2 デバイス	デバイス エージェント デバイスの検出と情報収集 他エージェントへのデバイス情報の提供	デバイス情報
Agent #3 ポリシー	ポリシー エージェント ネットワーク接続ポリシーの把握 他エージェントへの接続ポリシー情報の提供	ポリシー情報
Agent #4 コンフィグレーション	コンフィグレーション エージェント 各種手順書情報の把握 Orchestratorへの手順書実行の指示	手順書情報
Agent #5 モニタリング	モニタリング エージェント プロトコル接続状態の監視 各種情報の取得	コマンド情報

エージェントが協力し合うことで回答の正確性を担保



自然言語によるデバイス操作のデモ



大阪ー奈良間のBGP設定しといて～

Orchestration Agent
「作業」と認識しました

Orchestration Agent --> Device Agent
大阪と奈良のhostnameを教えてくださいませんか？

Device Agent
hostname : osakaRT, naraRT

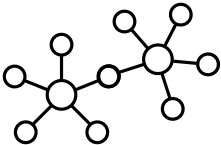
Orchestration Agent --> Policy Agent
大阪ー奈良間の接続ポリシー名を教えてくださいませんか？

Policy Agent --> Orchestration Agent
policy : KANSAI01

Orchestration Agent --> Configuration Agent
osakaRT、naraRTにてKANSAI01ポリシーによる作業を実施してください。

Type your message here...

回答内容のセキュリティ対策・エージェント増の影響・大規模ネットワークへの適用

課題カテゴリ	課題	対策案
回答内容のセキュリティ対策 	機密情報を不適切に伝達しないためのデータ保護	・ エージェント間のやりとりの非表示 ・ 回答に機密情報が含まれていないか検証するエージェントの用意
	必要情報のみにアクセスするためのユーザ権限設定	・ ユーザ権限毎のエージェント回答内容の変化 ・ 利用エージェントの制限
エージェント増の影響 	相互のやり取りの増加に伴う回答の質の低下	・ エージェントの組織化
	エージェント間のやりとりの増加に伴うコスト増	・ エージェント/タスク毎のAIモデルの使い分け
大規模ネットワークへの適用 	パフォーマンスの維持	・ 担当範囲/タスクの細分化
	複雑なトポロジー/ポリシーの学習方法	・ NW設計のシンプル化

更なる課題抽出も含め、様々なユースケースにて適用可能か検討を行う

■ 障害対応

- ユースケース案
 - ・ 障害状況の把握と他部署への展開
- エージェント例
 - ・ 統制エージェント：障害情報の収集、各エージェントとのやり取り
 - ・ 広報エージェント：統制エージェントから受けた障害情報を必要な情報粒度に修正して関連部署に配信

■ 検証

- ユースケース案
 - ・ 検証 Copilot（検証自動化/サポート）
- エージェント例
 - ・ テストエージェント：テスト項目の提案と実行、各エージェントとのやりとり
 - ・ 合否判定エージェント：テストエージェントが実施した結果をもとに、妥当性を評価する

LLMマルチエージェントにより正確なデバイス操作が可能

■ 自然言語によるデバイス操作の実現

- 作業に関連する5種類のエージェントを実装
- 抽象的な指示でも意図した作業が可能

■ 課題

- 回答内容のセキュリティ対策
- エージェント増の影響
- 大規模ネットワークへの適用

■ 今後

- 様々なユースケースにおけるLLMマルチエージェント適用可能性の検討と課題の抽出



「つなぐチカラ」を進化させ、
誰もが思いを実現できる社会をつくる。

KDDI VISION 2030



- LLM/生成AIを業務で利用しているか？したいか？
- 生成AI技術を活用しやすいNWとは？組織とは？
- 生成AIは自律型ネットワーク実現のためのツールになりえるか？