



AI-T3-02

RAG における検索システムの 権限分離と評価

Shuhei Fukami

Solutions Architect

Amazon Web Services Japan合同会社

本セッションについて

✓ 想定聴講者

- Retrieval-Augmented Generation (RAG) の本番利用にむけた構築や改善を試みている
- AWS サービスの基本的な知識がある
- RAG の一般的な構成やその関連要素を理解している

✓ ゴール

以下のような疑問に答えることができる

- RAG のテナント分離パターンや権限管理のベースアイディアはどんなものがある？
- RAG の精度改善をどこから、どのように始めればいいのか？

Agenda

RAG におけるテナント分離パターンと権限分離

- RAG におけるマルチテナントでの分離パターン
- 分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮
- 認証情報を用いたテナントごとのルーティング

RAG における検索システムの評価と改善

- RAG における検索メカニズムの重要性
- 検索システムのオフライン評価指標
- 評価と改善におけるテナント分離パターンの影響

Agenda

RAG におけるテナント分離パターンと権限分離

- RAG におけるマルチテナントでの分離パターン
- 分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮
- 認証情報を用いたテナントごとのルーティング

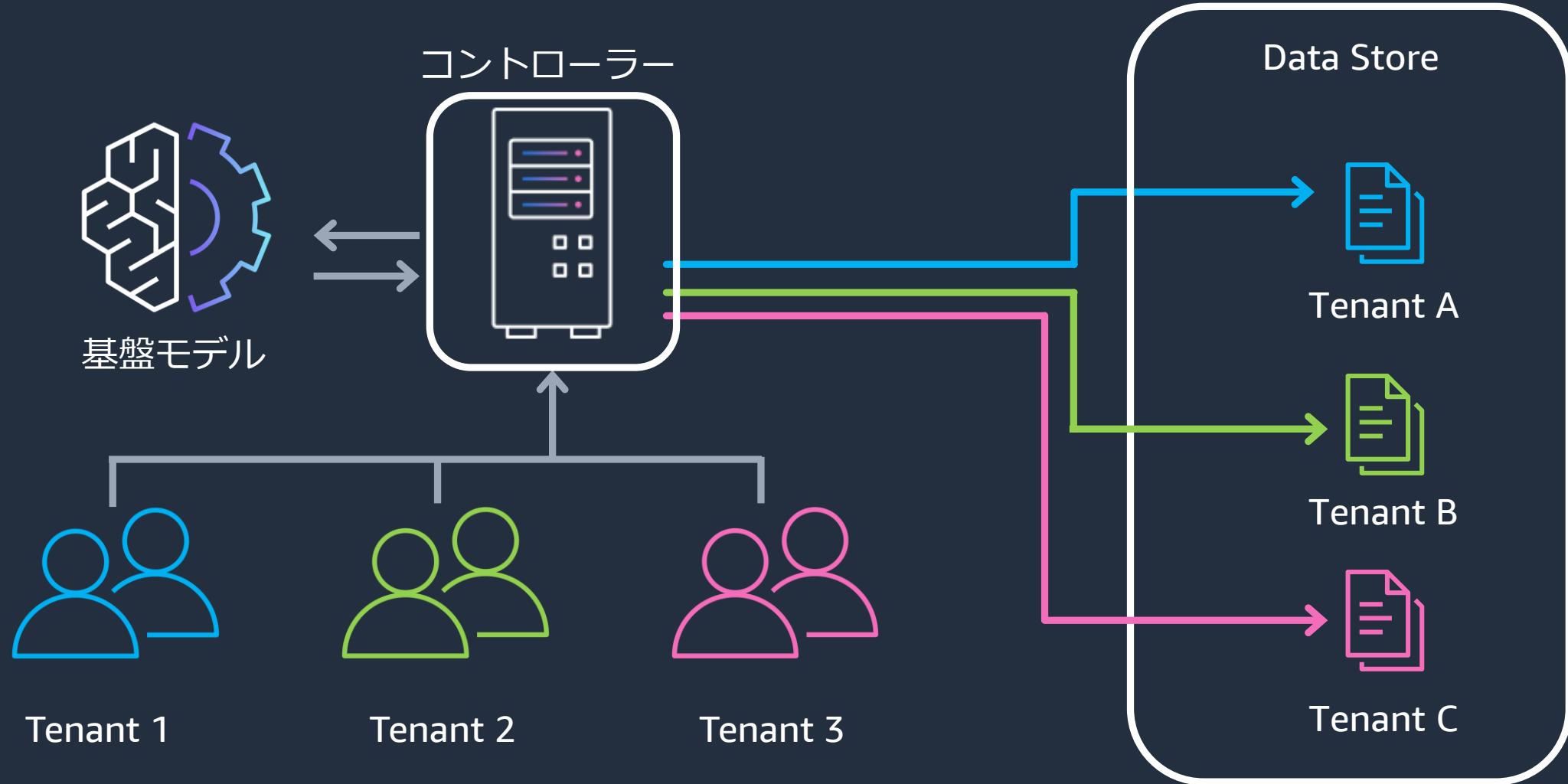
RAG における検索システムの評価と改善

- RAG における検索メカニズムの重要性
- 検索システムのオフライン評価指標
- 評価と改善におけるテナント分離パターンの影響

RAG におけるマルチテナントでの分離パターン

構成検討における考慮点

※ RAG : Retrieval-Augmented Generation



RAG におけるマルチテナントでの分離パターン

構成検討における考慮点

何を考慮して分離の
パターンを選択するべき？

どんな実装方法が
あるだろう？

Tenant 1

Tenant 2

Tenant 3



Data Store



Tenant A



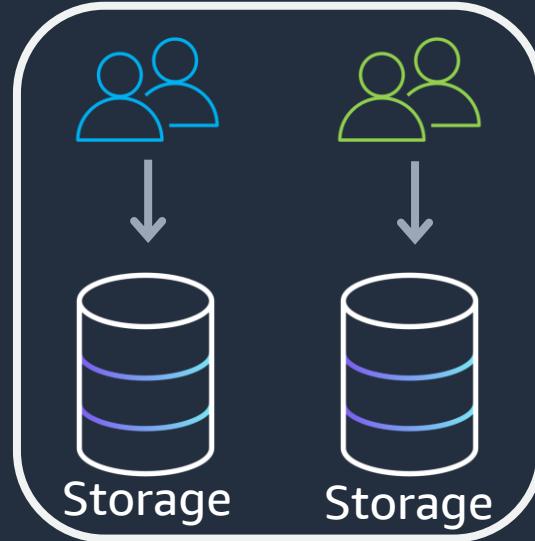
Tenant B



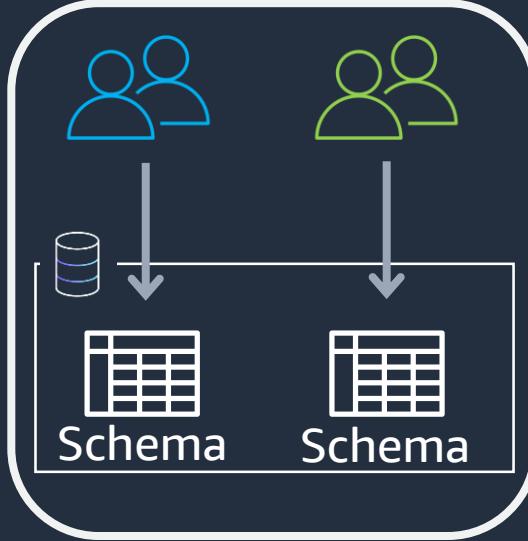
Tenant C

SaaS におけるデータ分離パターン

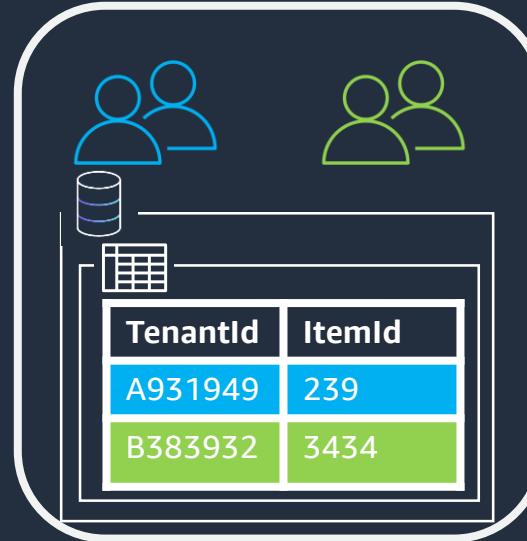
データストアにおける一般的な分離モデル



サイロ



ブリッジ



プール

ユースケースごとに適切なパターンを選択することが重要

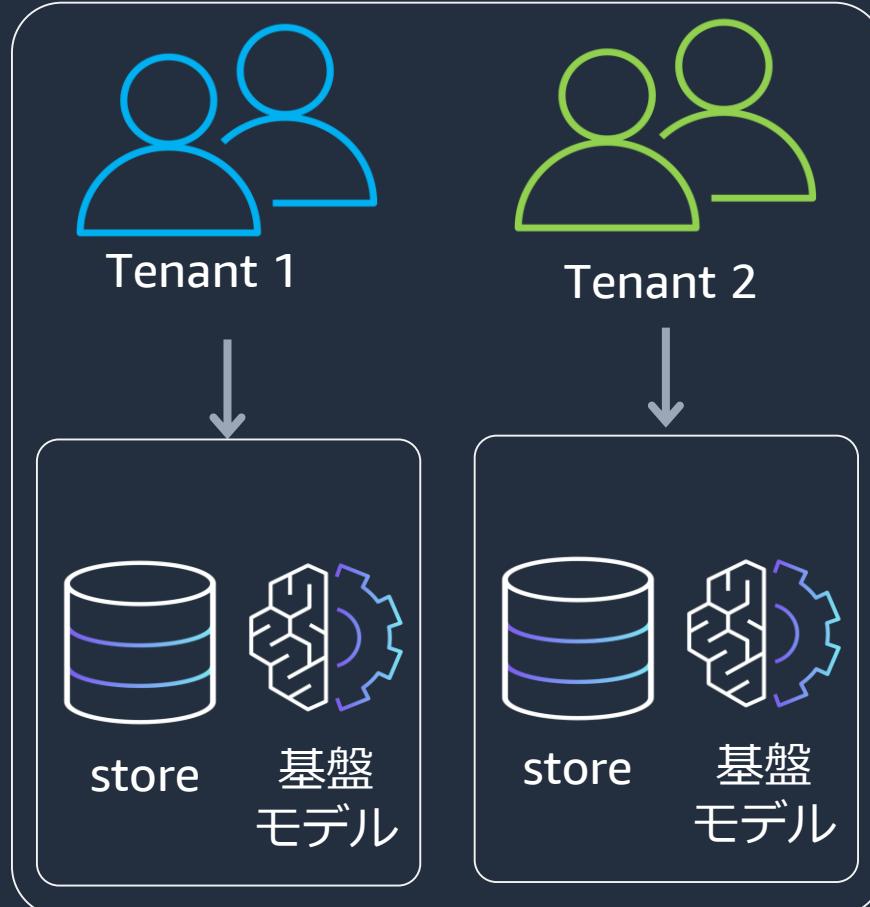
※ 「SaaS Storage Strategies by AWS」より



© 2024, Amazon Web Services, Inc. or its affiliates. All rights reserved.

<https://docs.aws.amazon.com/whitepapers/latest/multi-tenant-saas-storage-strategies/multi-tenant-saas-storage-strategies.html>

RAG におけるマルチテナントでの分離パターン サイロモデル



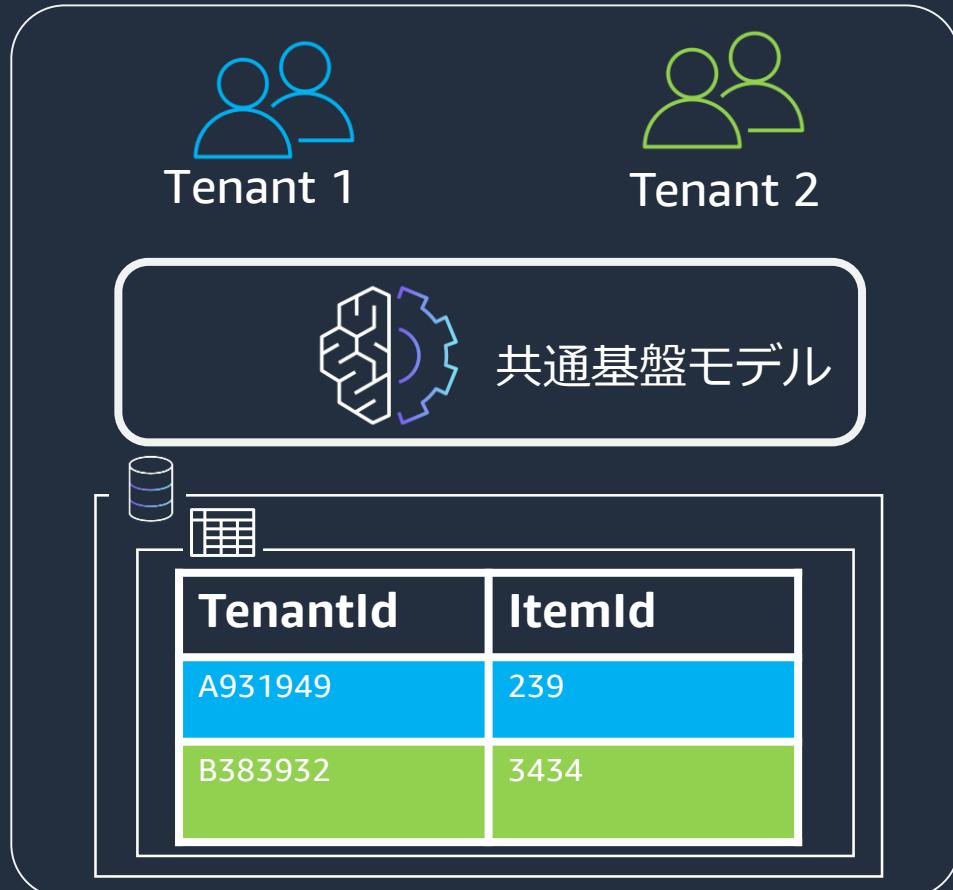
メリット

- **テナントごとに柔軟な対応が可能**
 - データストア側の設定の変更
(ハイブリッド検索時の辞書の管理など)
 - embedding model や チャットのモデルのテナントごとの最適化
 - テナントごとのメンテナンスの調整
- **明確な分離境界**
 - 他テナントの処理の影響を受けにくい
 - 各コンポーネントのテナント別の利用状況を追跡しやすい

デメリット

- 個別の構成の検討の必要性
- 管理コストの増加

RAG におけるマルチテナントでの分離パターン プールモデル



メリット

多数のテナントがある場合に

- コスト効率/リソース効率の向上
- 管理コストの削減

デメリット

- テナントごとの設定の難化

- 権限分離の複雑化

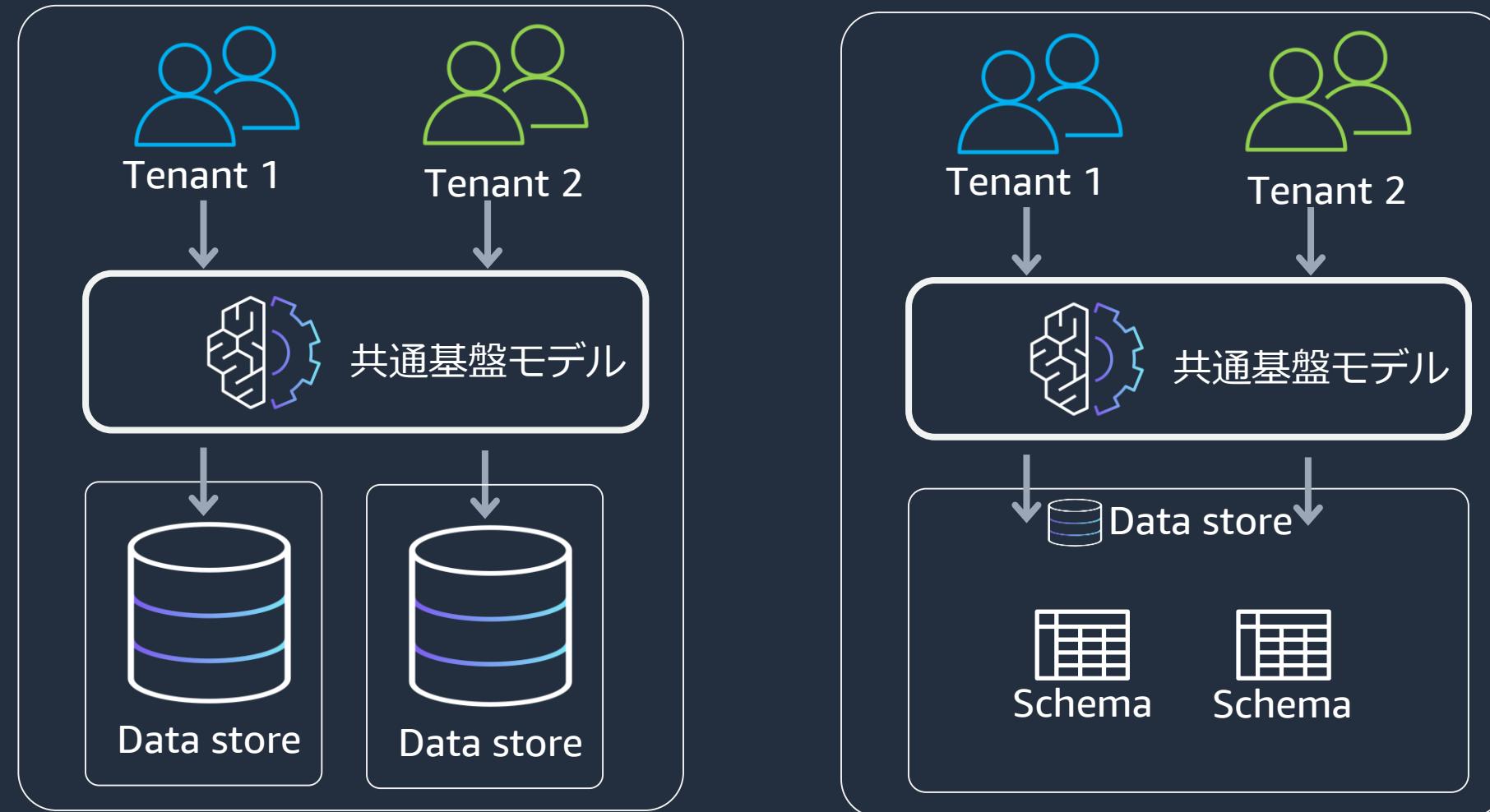
- 統計情報への他テナントの影響

- ノイジーネイバーの問題

- テナント別の利用状況の追跡の難化

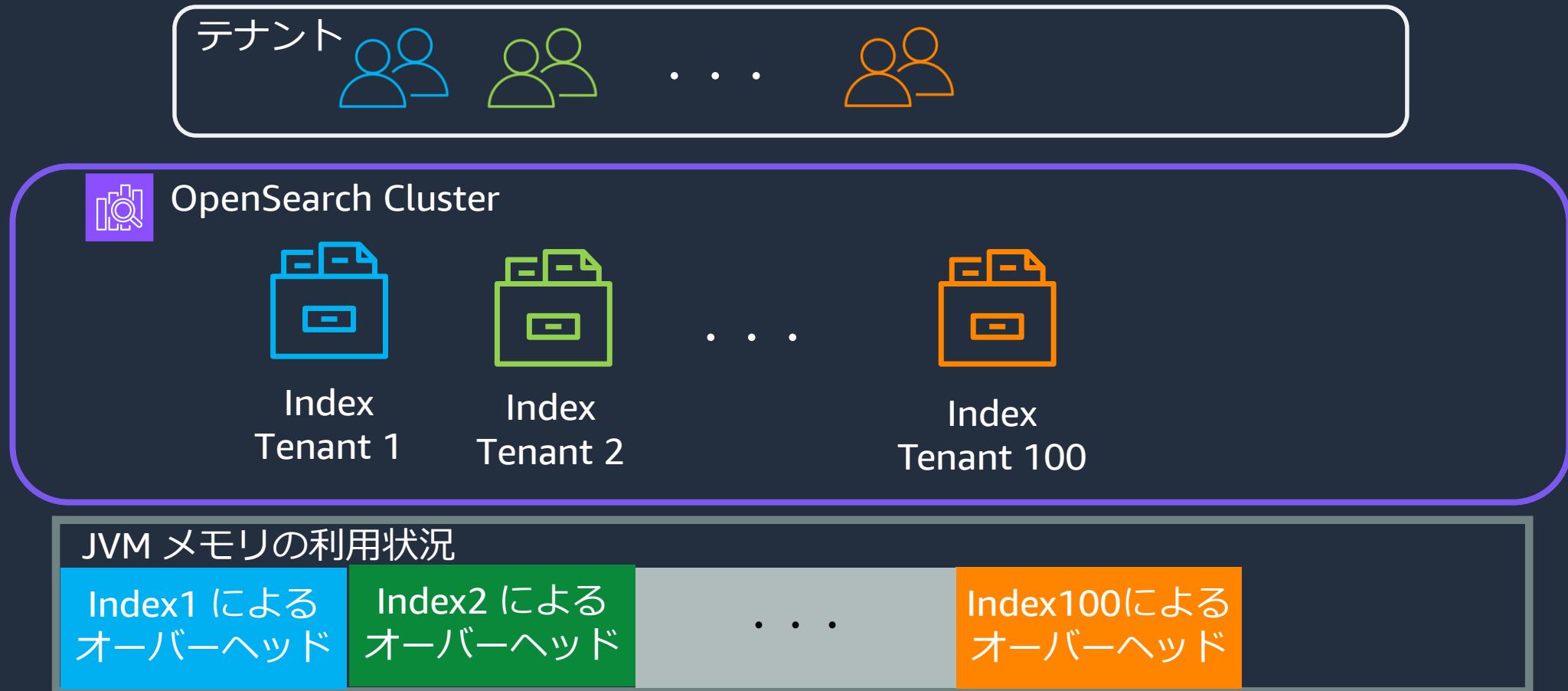
- ドキュメント削除などの運用の複雑化

RAG におけるマルチテナントでの分離パターン ブリッジモデル



分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮

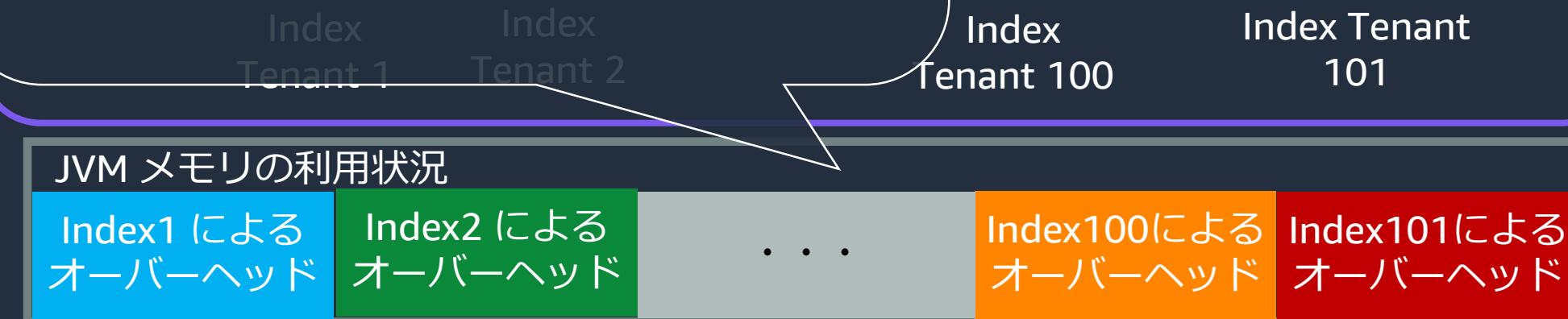
具体例1: OpenSearch で index 単位のブリッジモデルを利用する場合



分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮

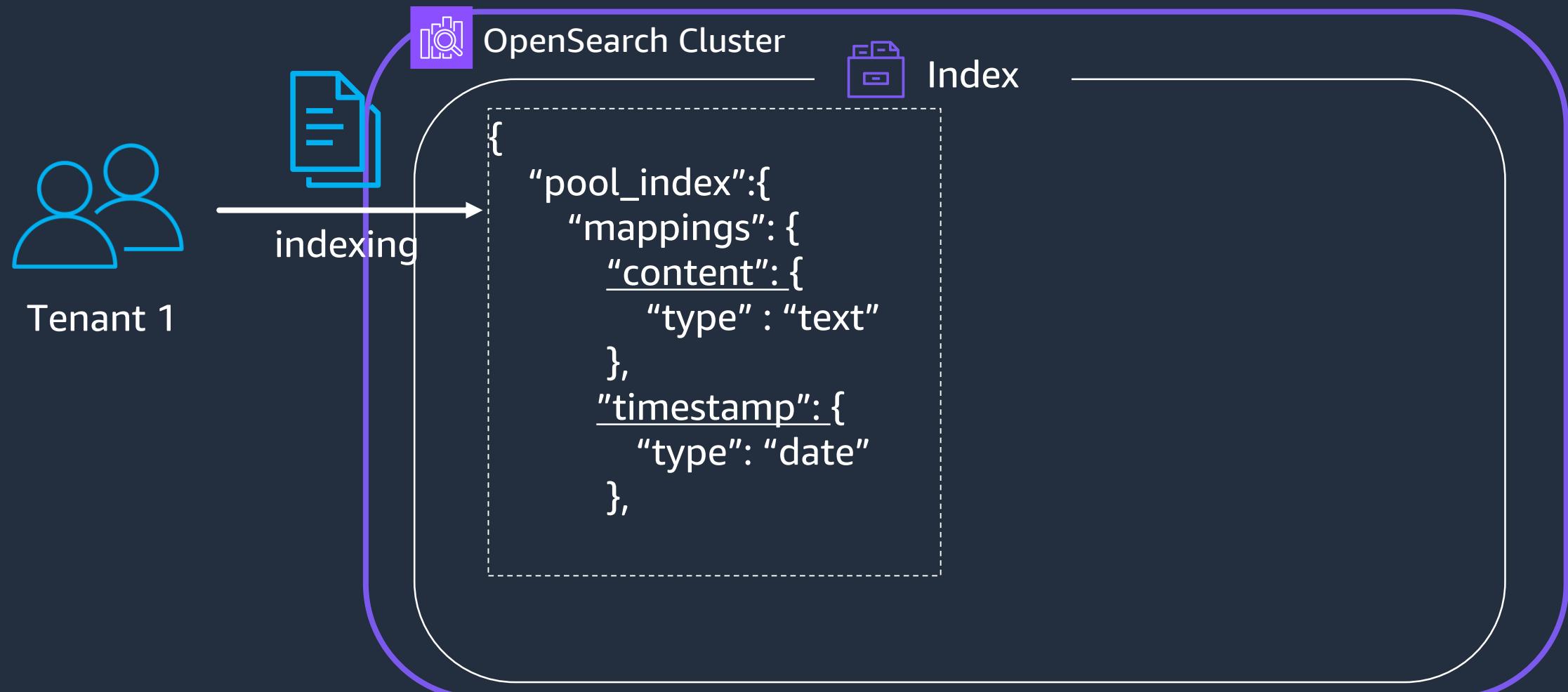
具体例1: OpenSearch で index 単位のブリッジモデルを利用する場合

- index 每のオーバーヘッドが大きくなりソースが圧迫されやすい
- 利用の小規模なテナントが多い場合でも問題になりやすい



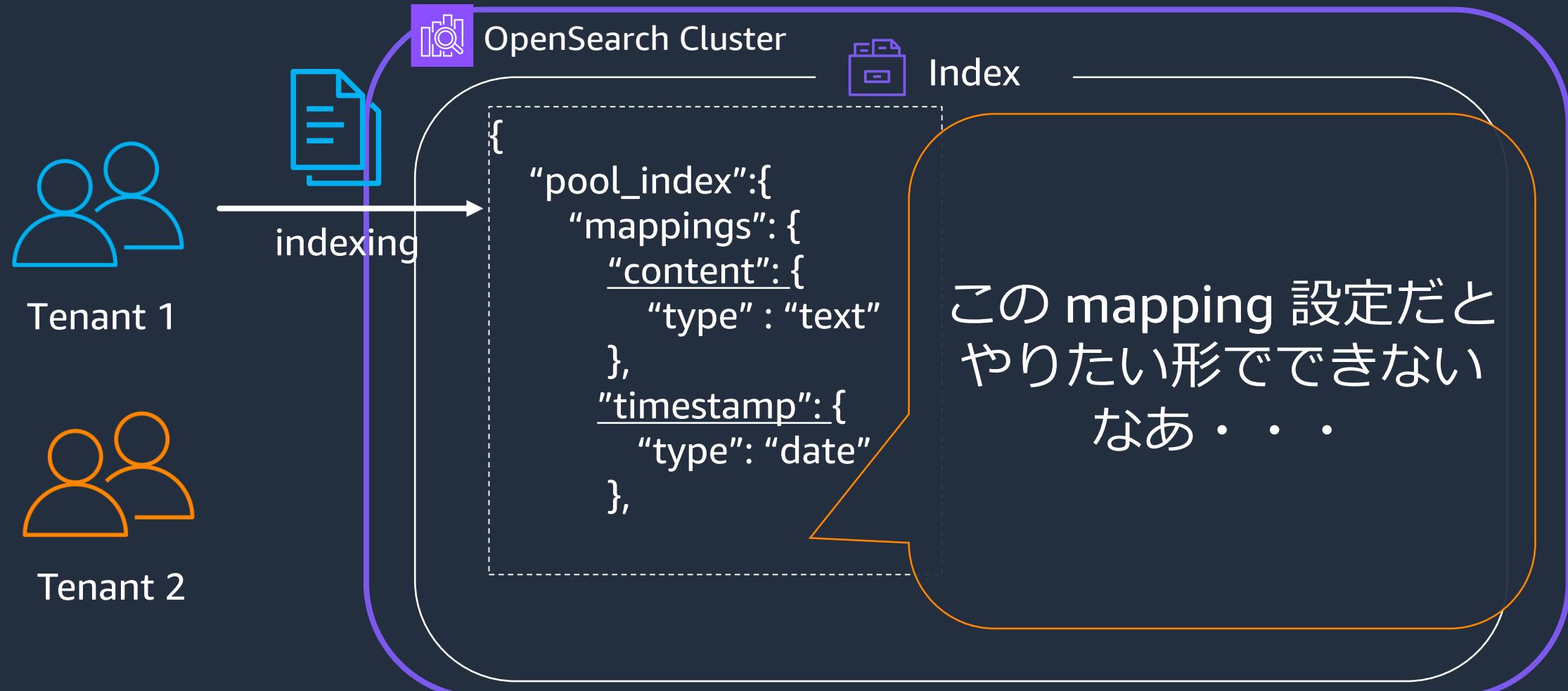
分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮

具体例2：OpenSearch で プールモデルを利用する場合



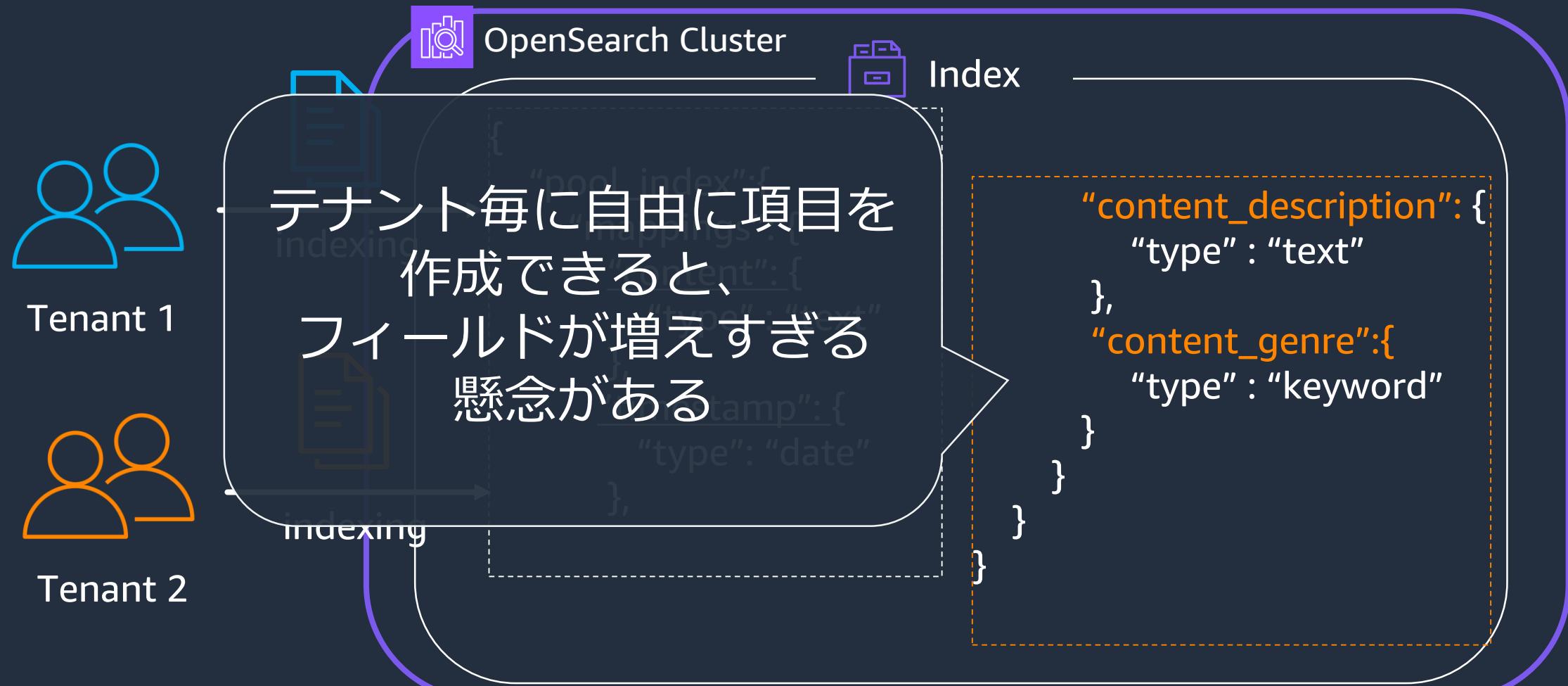
分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮

具体例2：OpenSearch で プールモデルを利用する場合



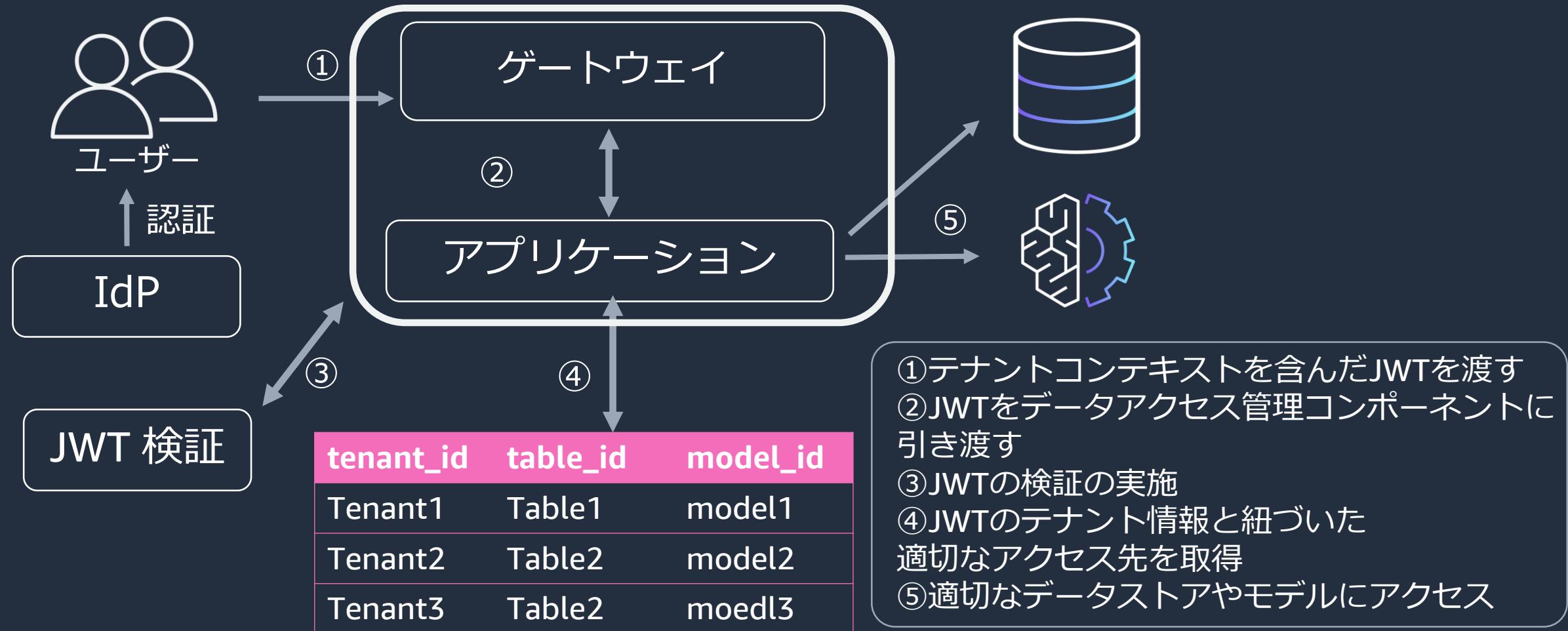
分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮

具体例2：OpenSearch で プールモデルを利用する場合

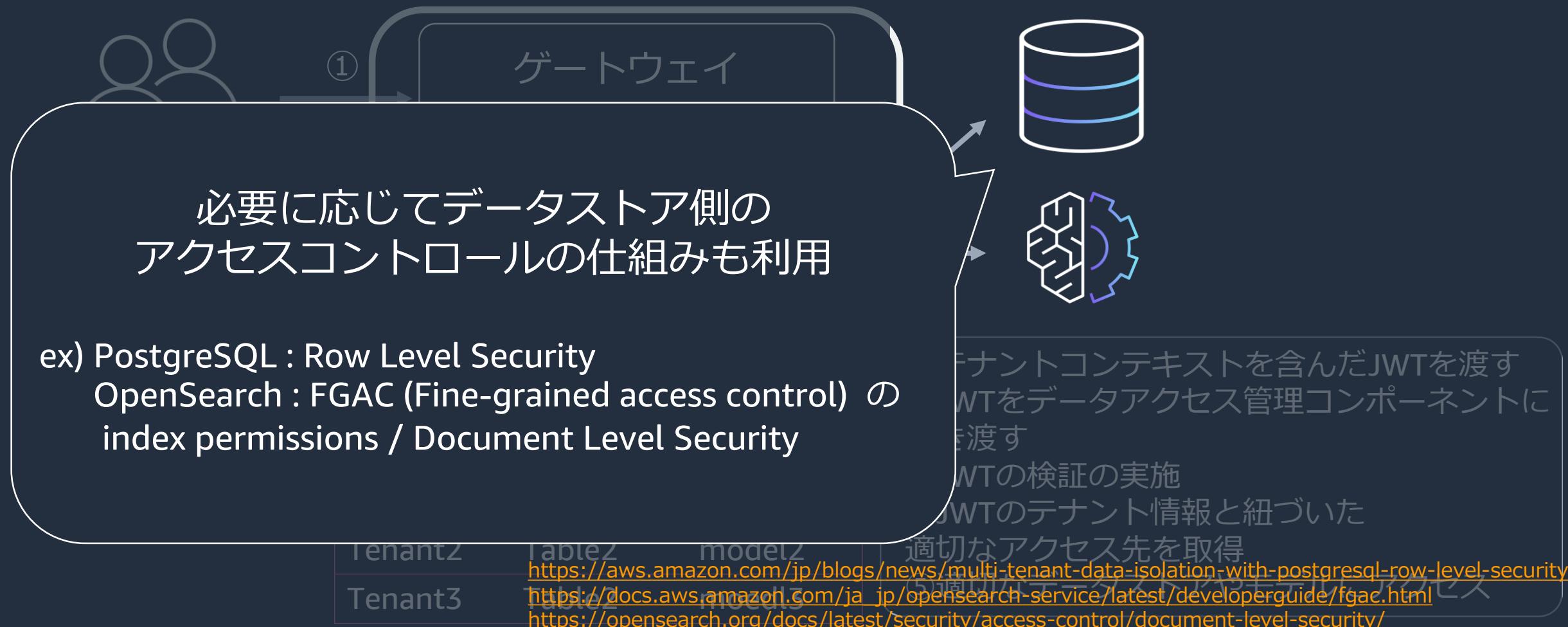


認証情報を用いたテナントごとのルーティング

一般的な認証情報に基づいたルーティングの流れ

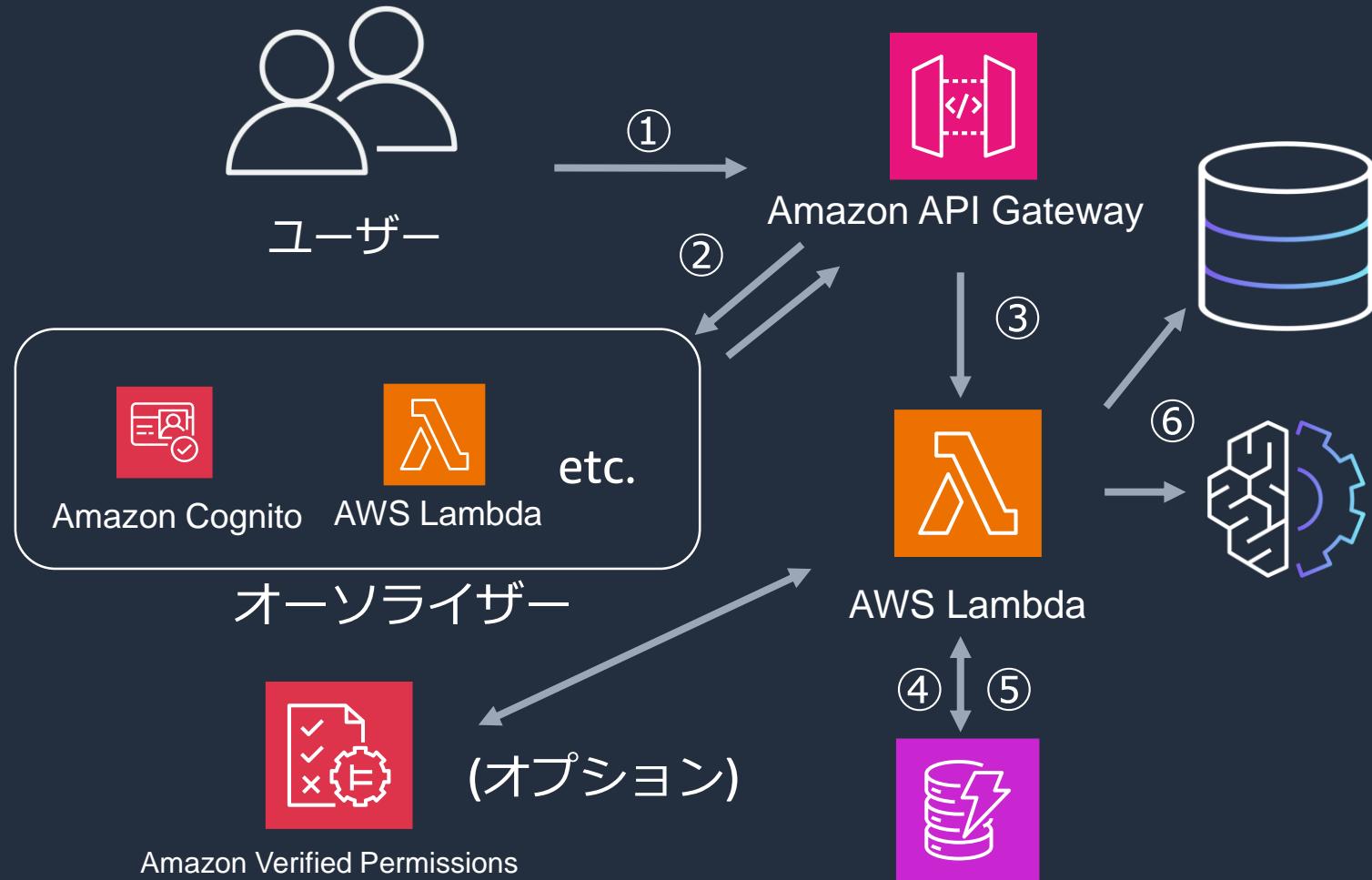


認証情報を用いたテナントごとのルーティング 一般的な認証情報に基づいたルーティングの流れ



補足：AWS での実装オプション

マネージドな仕組みを利用したテナントごとのルーティング

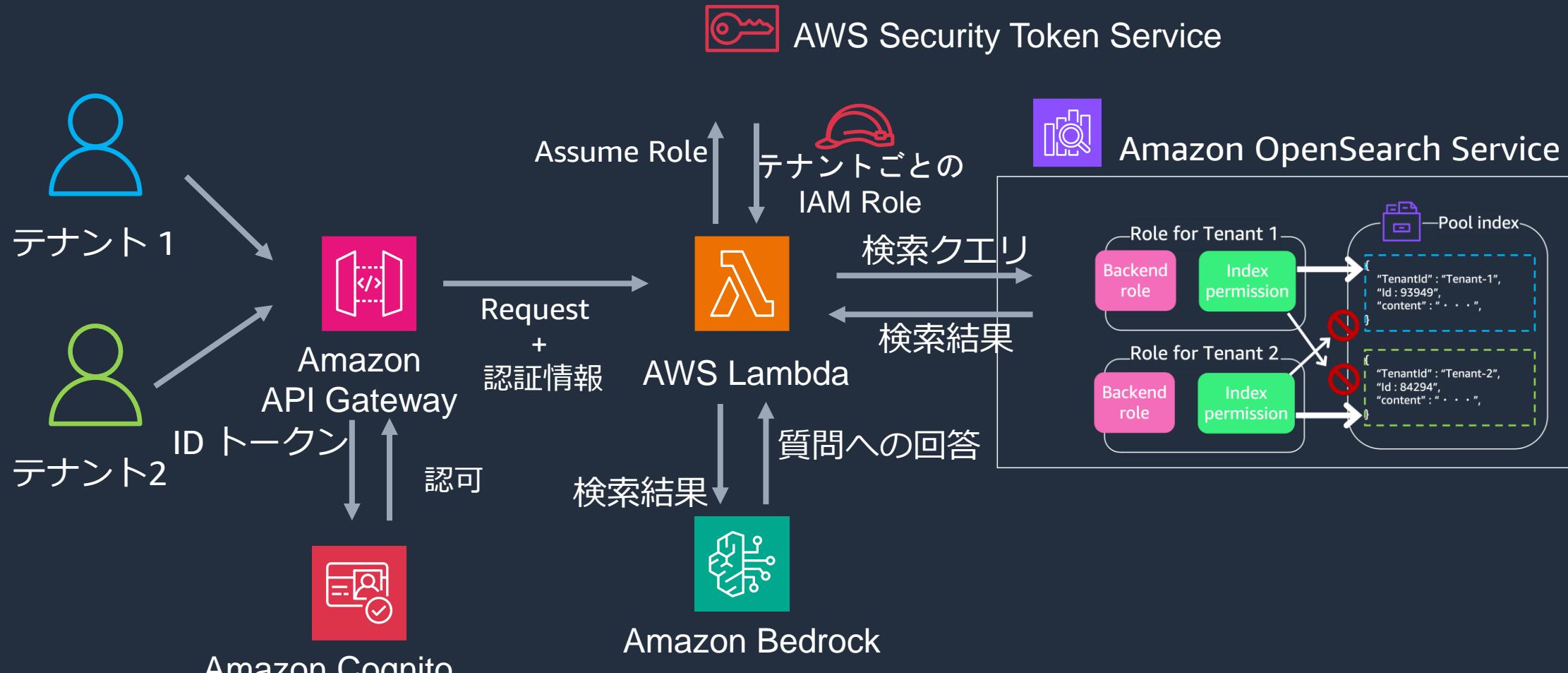


1. テナントコンテキストを含んだトークン
2. Authorizer による検証
3. トークンとリクエスト
4. テナント情報とマッピングされたアクセス先を返却
5. アクセス先のデータベース情報
6. 紐づいたデータストアやモデルにアクセス

(オプション) ユーザーのコンテキスト情報から追加の認可の仕組みを実施

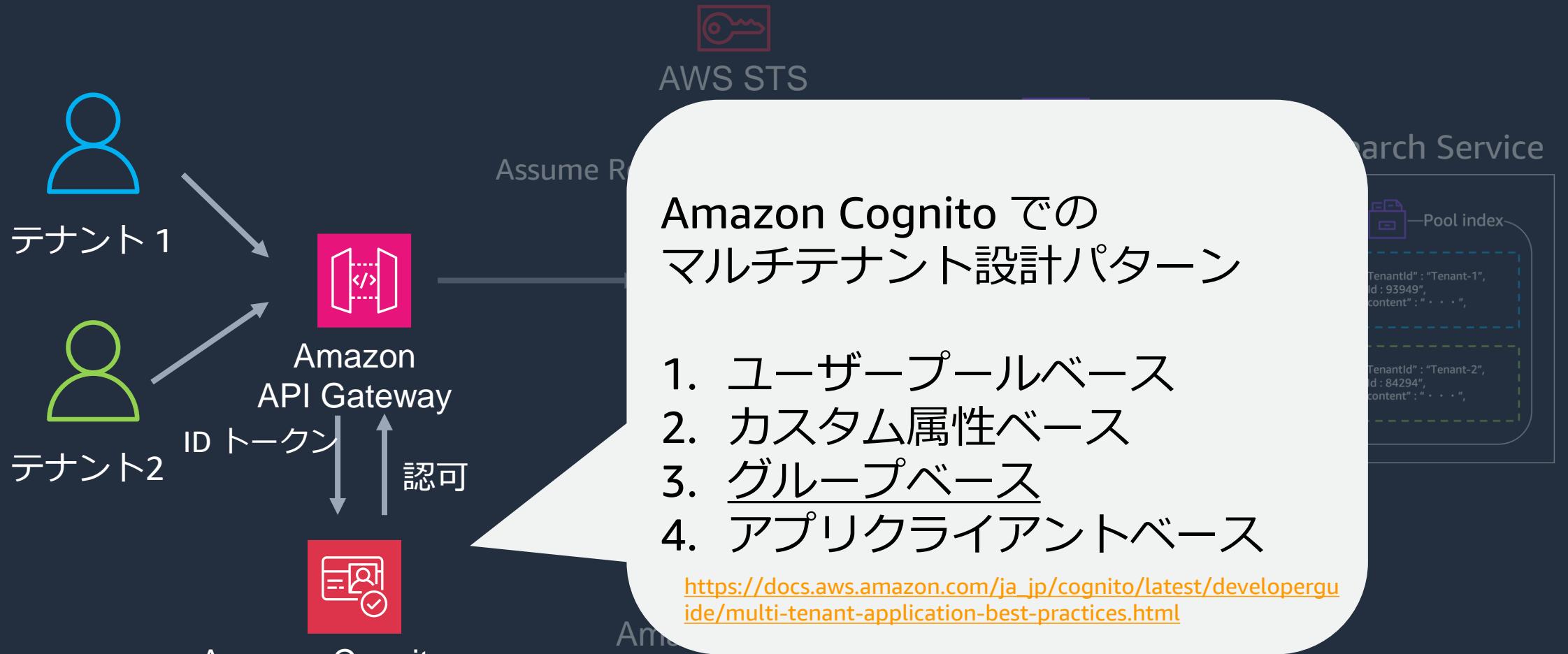
RAG におけるテナント分離の実装例

マネージドな機能を利用してアクセスコントロールの実装を容易に



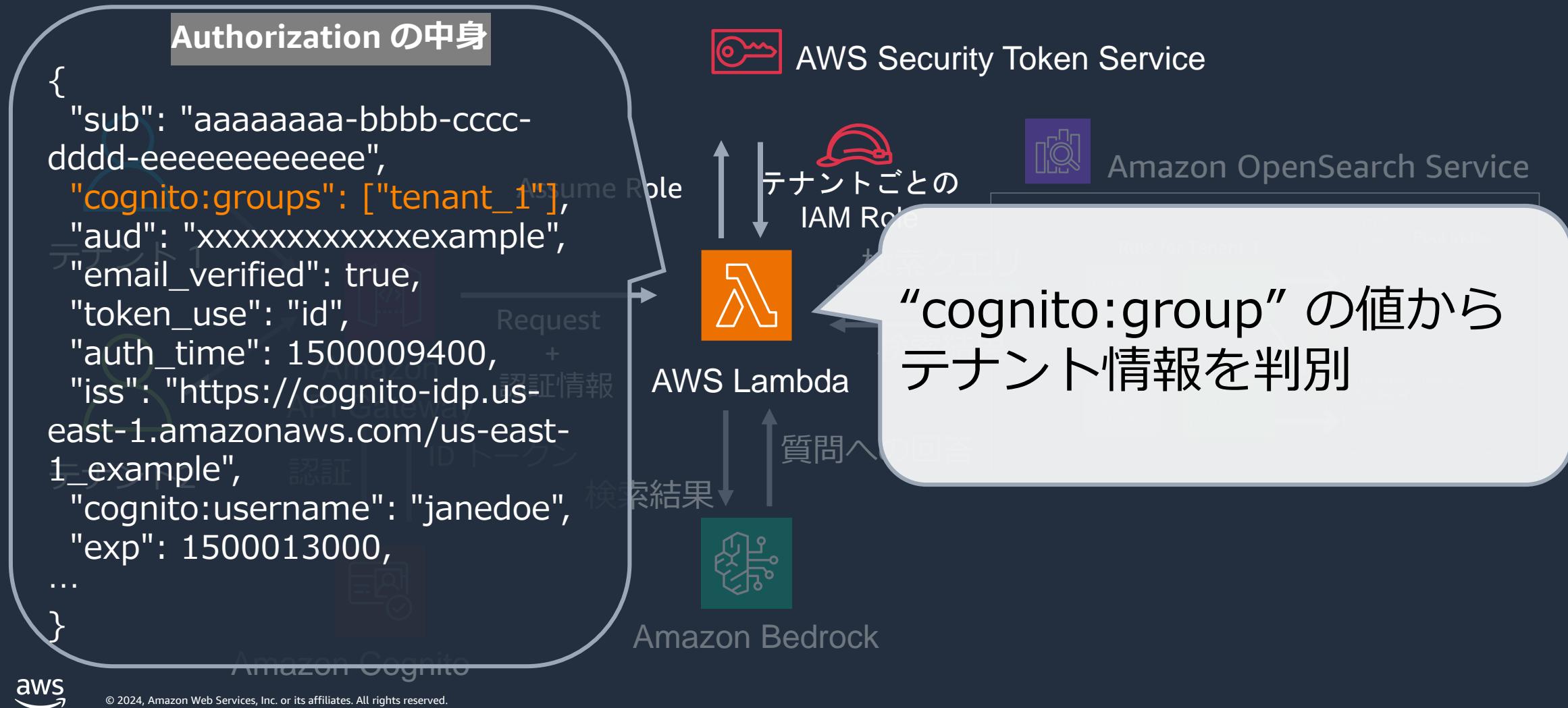
RAG におけるデータのテナント分離の実装例

① Cognito を用いたマルチテナント



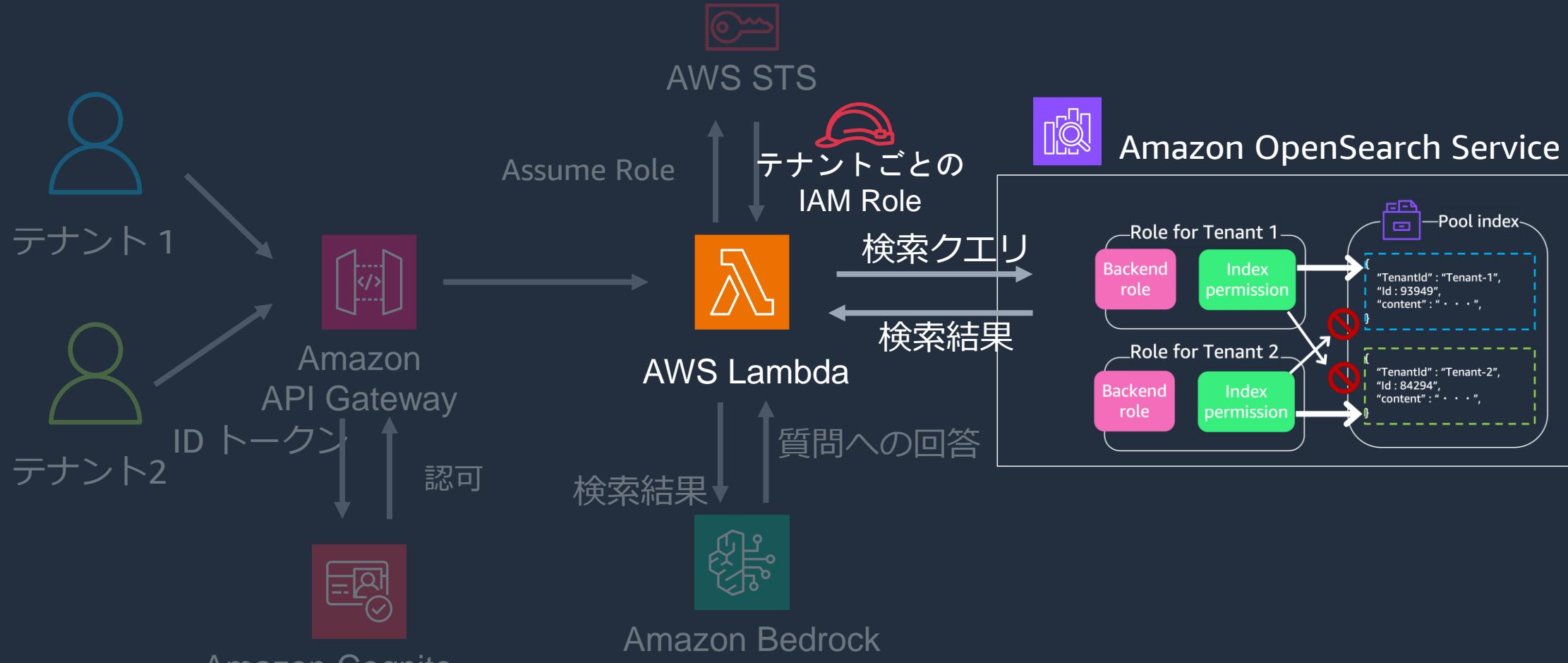
RAG におけるデータのテナント分離の実装例

② Cognito の認証情報をもとにテナント別の Role を assume する



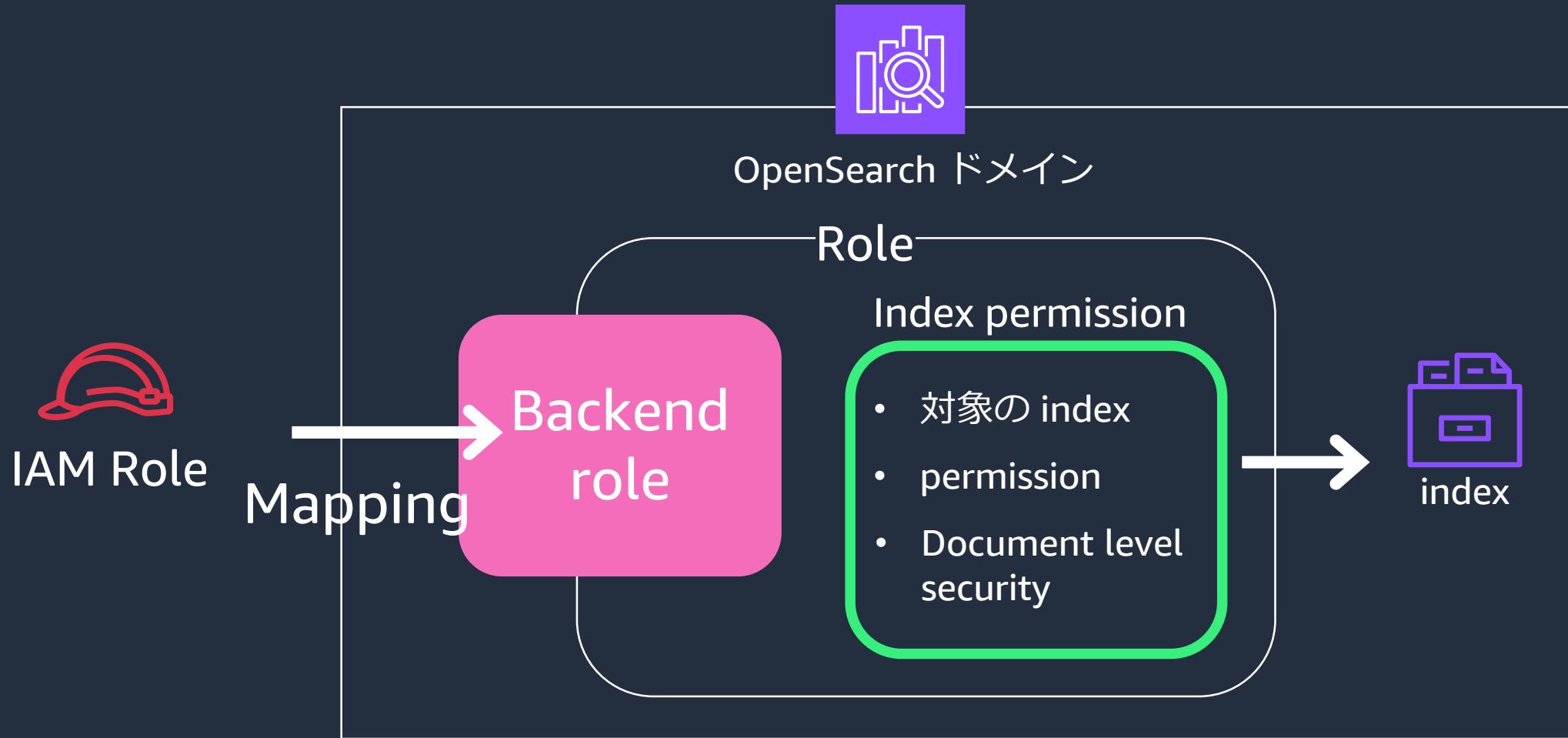
RAG におけるデータのテナント分離の実装例

③ assume した IAM Role と 紐付けた OpenSearch の Role 権限を利用したアクセス管理



補足：Amazon OpenSearch Service でのマルチテナントの実現

FGAC(Fine-grained access control) によるユーザー単位の詳細な権限管理



RAG におけるデータのテナント分離の実装例

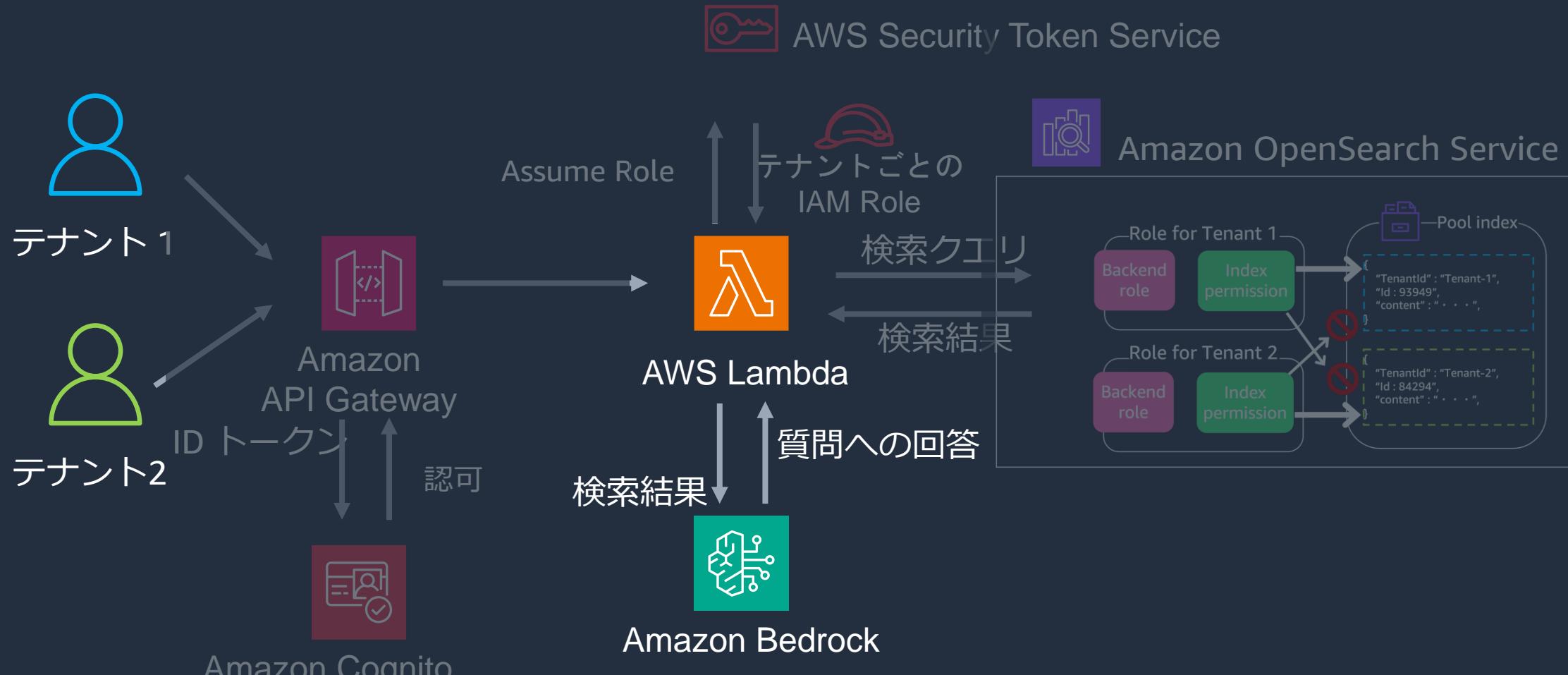
③ assume した IAM Role と 紐付けた OpenSearch の Role 権限を利用したアクセス管理



- OpenSearch Service の FGAC (Fine-grained access control) を利用してテナントごとの IAM Role と OpenSearch のロールを紐付け
- ロールの設定で該当の tenant id フィールドの値を持つドキュメントのみにアクセス制御

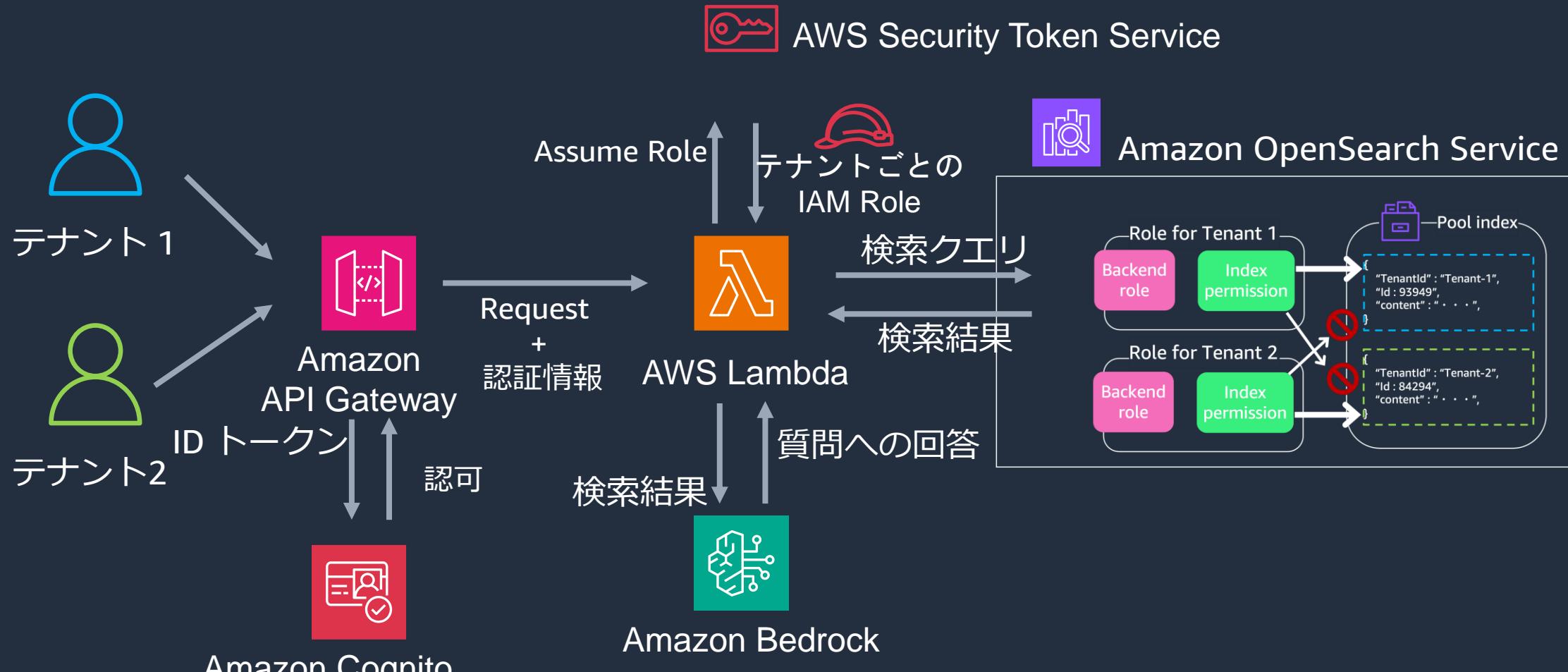
RAG におけるデータのテナント分離の実装例

④ 検索結果をもとに LLM で回答を生成する



RAG におけるデータのテナント分離の実装例

マネージドな機能を利用してアクセスコントロールの実装を容易に



Summary

RAG における検索システムの権限分離と評価



分離パターンはパターン毎の特性とデータストアの特性の両方を考慮した選択が重要



トークン内のコンテキスト情報を用いることで効率的なテナントごとのアクセス制御が可能



マネージドな仕組みを用いることで標準仕様に従った制御の仕組みを簡単に実現

Agenda

RAG におけるテナント分離パターンと権限分離

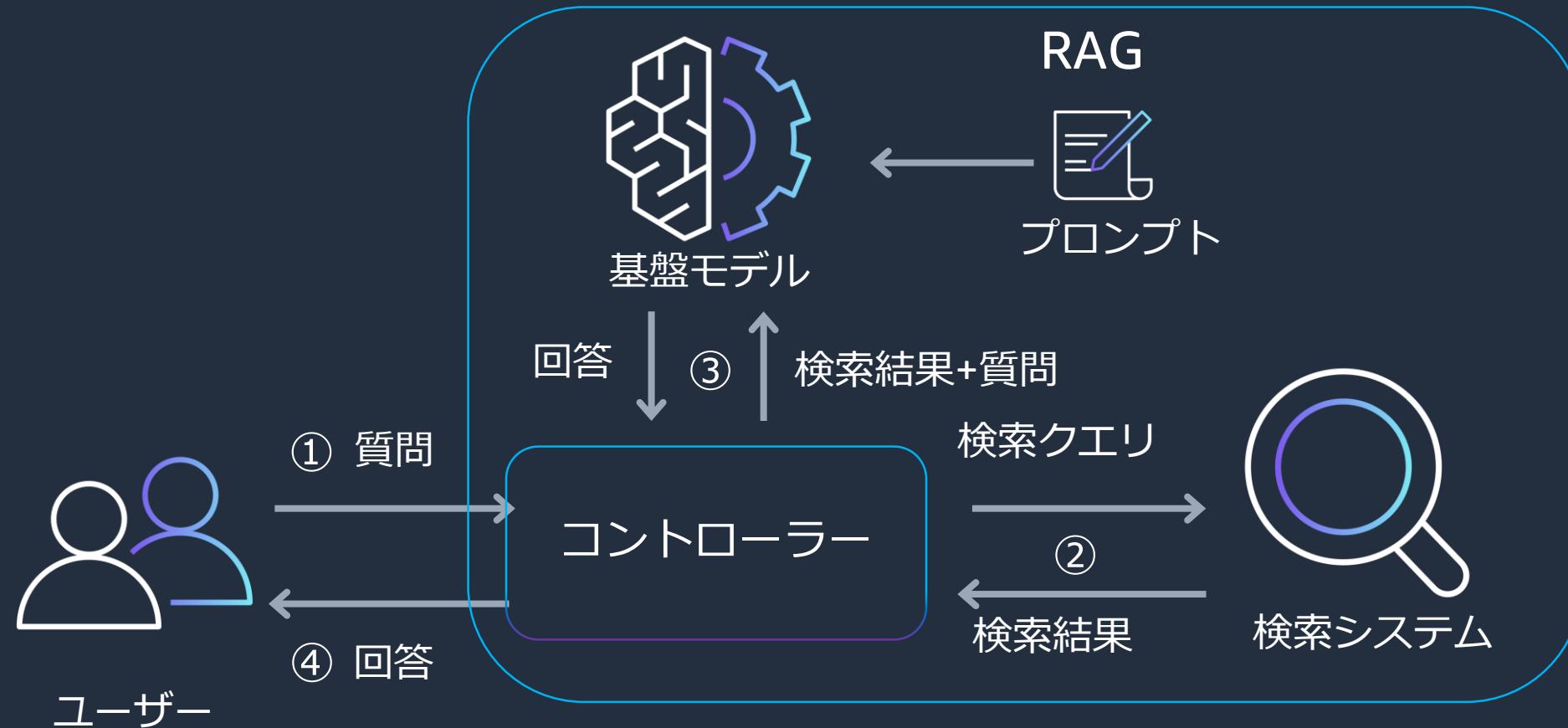
- RAG におけるマルチテナントでの分離パターン
- 分離パターンにおけるデータストアごとの特性の考慮
- 認証情報を用いたテナントごとのルーティング

RAG における検索システムの評価と改善

- RAG における検索メカニズムの重要性
- 検索システムのオフライン評価指標
- 評価と改善におけるテナント分離パターンの影響

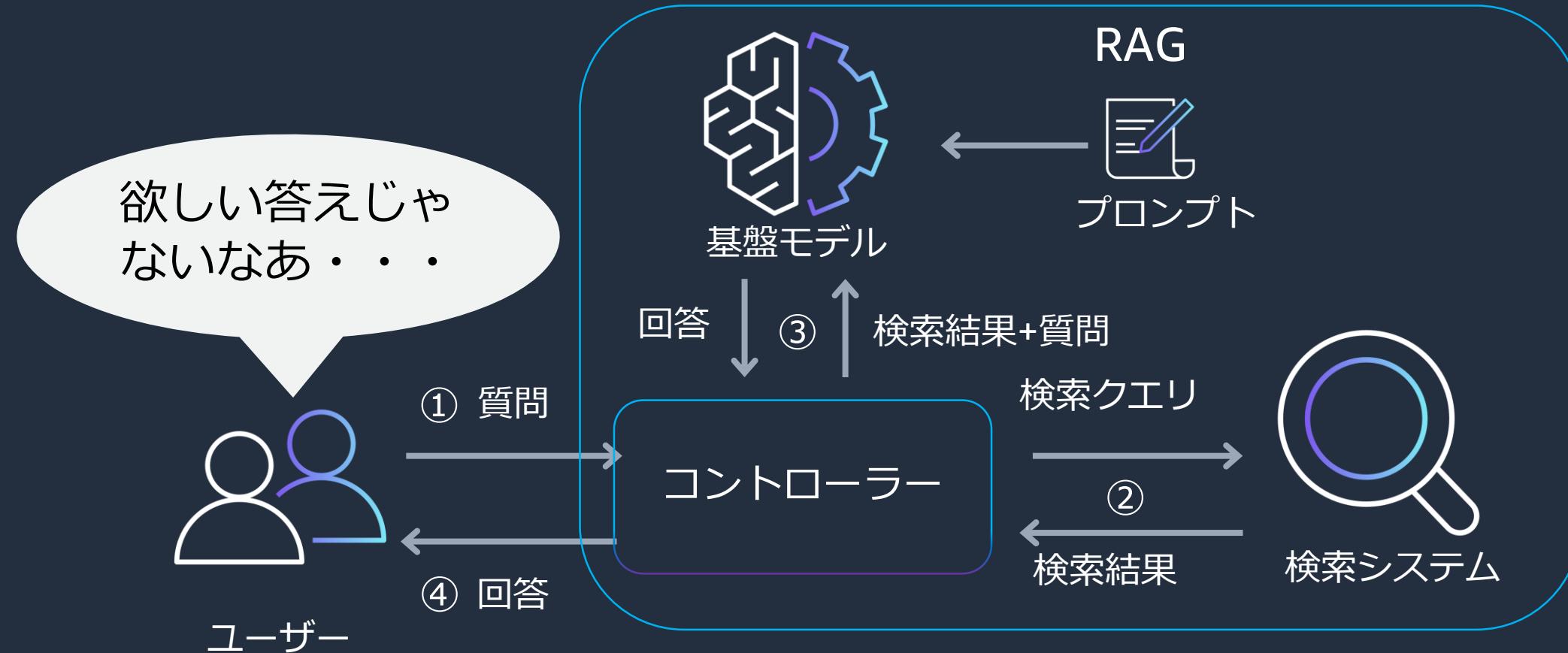
RAG のコンポーネントとその評価と改善

RAG(Retrieval-Augmented Generation) の評価の難しさ



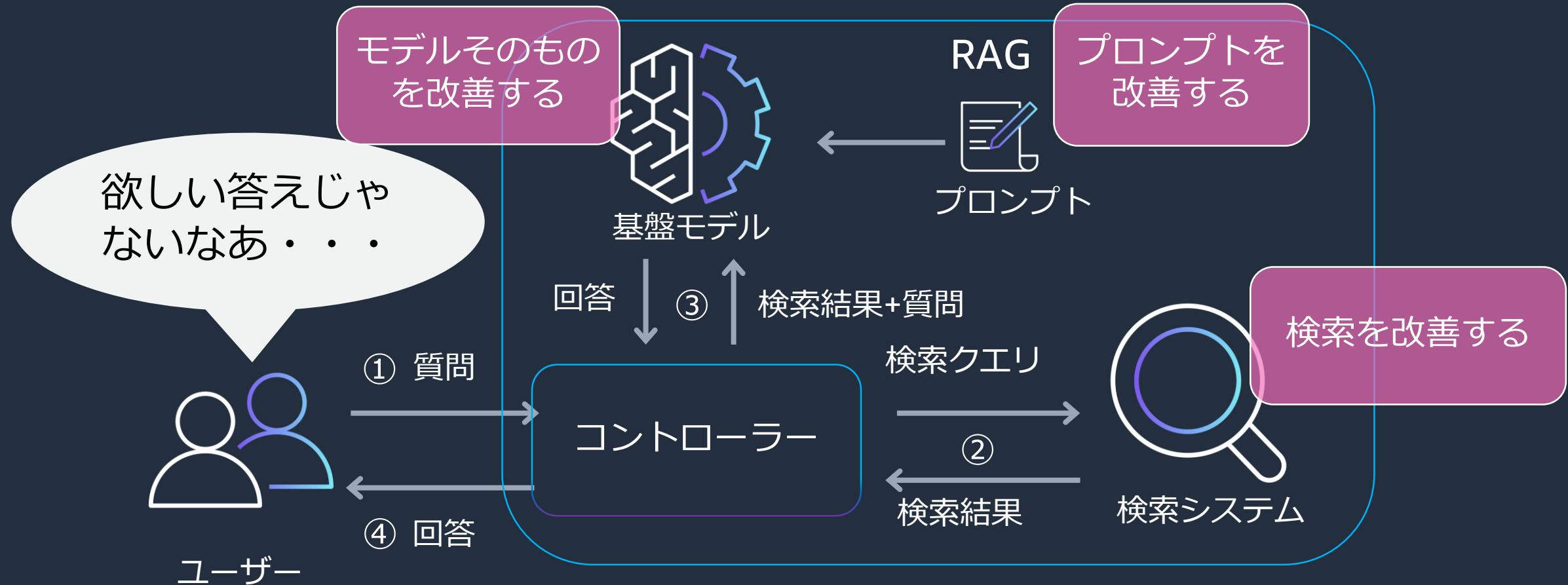
RAG のコンポーネントとその評価と改善

RAG(Retrieval-Augmented Generation) の評価の難しさ



RAG のコンポーネントとその評価と改善

RAG(Retrieval-Augmented Generation) の評価の難しさ



RAG における検索メカニズムの重要性

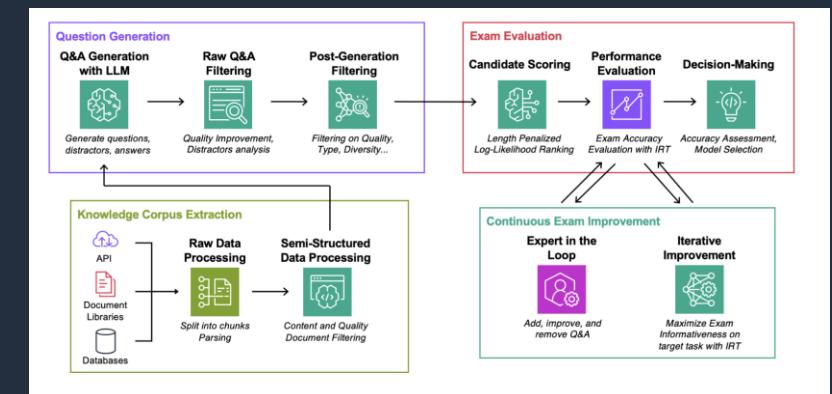
特筆すべきは、単にモデルサイズを拡大するよりも
検索メカニズムの最適化がより大きな利益をもたらす
可能性があることを発見した

適切に調整されていない検索コンポーネントは、
検索を全く行わない場合よりも精度が悪化する
可能性がある

引用元 : ICML *Automated Evaluation of Retrieval-Augmented Language Models with Task-Specific Exam Generation*

<https://arxiv.org/pdf/2405.13622>

- RAG の自動評価手法を提案
- それを用いたモデル・プロンプト・
検索メカニズムなどの影響の検証を実施



RAG のコンポーネントとその評価と改善

RAG(Retrieval-Augmented Generation) の評価の難しさ

検索の改善には
どの方法を
使えばいいんだろう？

回答 ↓ ⑤ 検索結果+質問

評価指標から課題を仮定し
その課題に対する
アプローチを検討していくのが重要

ユ-



検索システムのオフライン評価指標

様々な評価指標

nDCG(normalized Discounted Cumulative Gain)

検索結果ランキング（並び）を考慮して、
情報要求との関連度（Gain）をもとに計算される
-> 検索結果全体を考慮した評価を行う



MRR(Mean Reciprocal Rank)

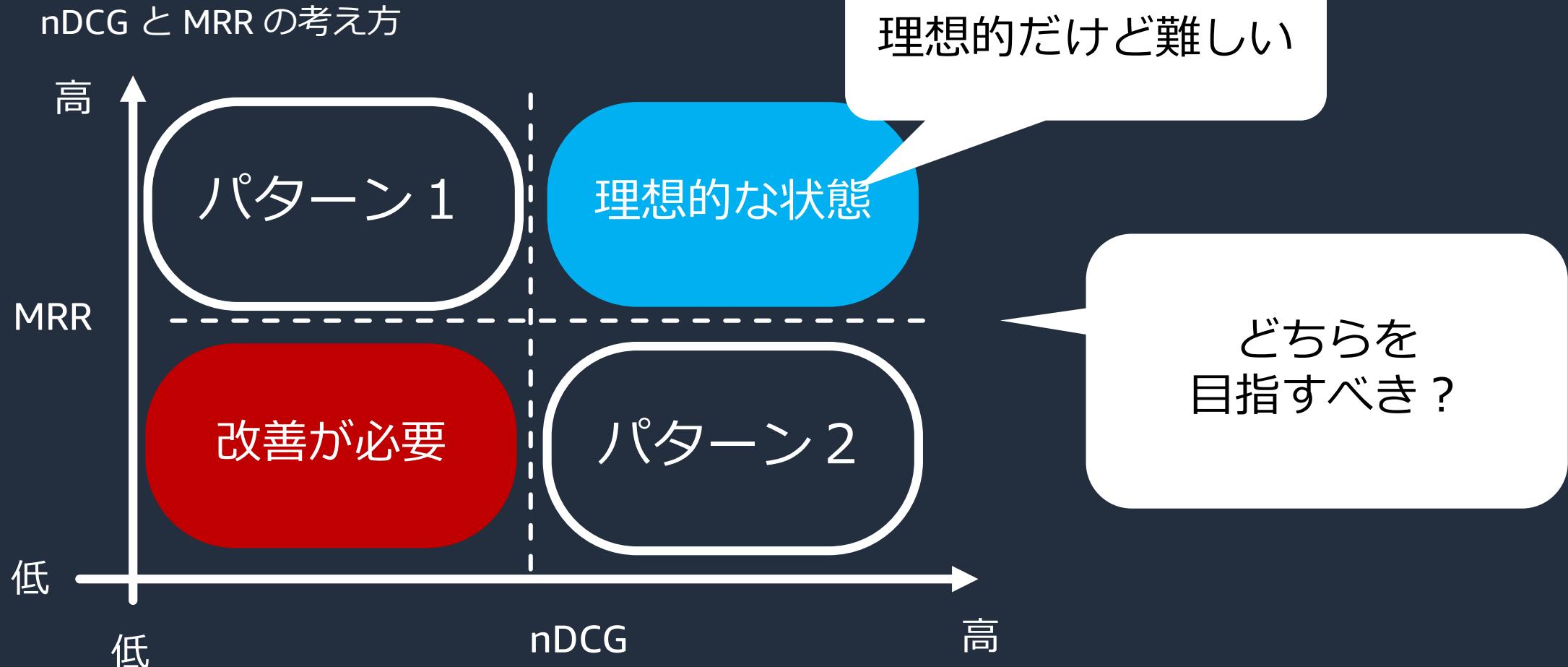
検索結果の並びのうち情報要求に適した
ドキュメントがはじめて現れた順位をもとに計算
する

-> 検索結果の一部のみを考慮した評価を行う



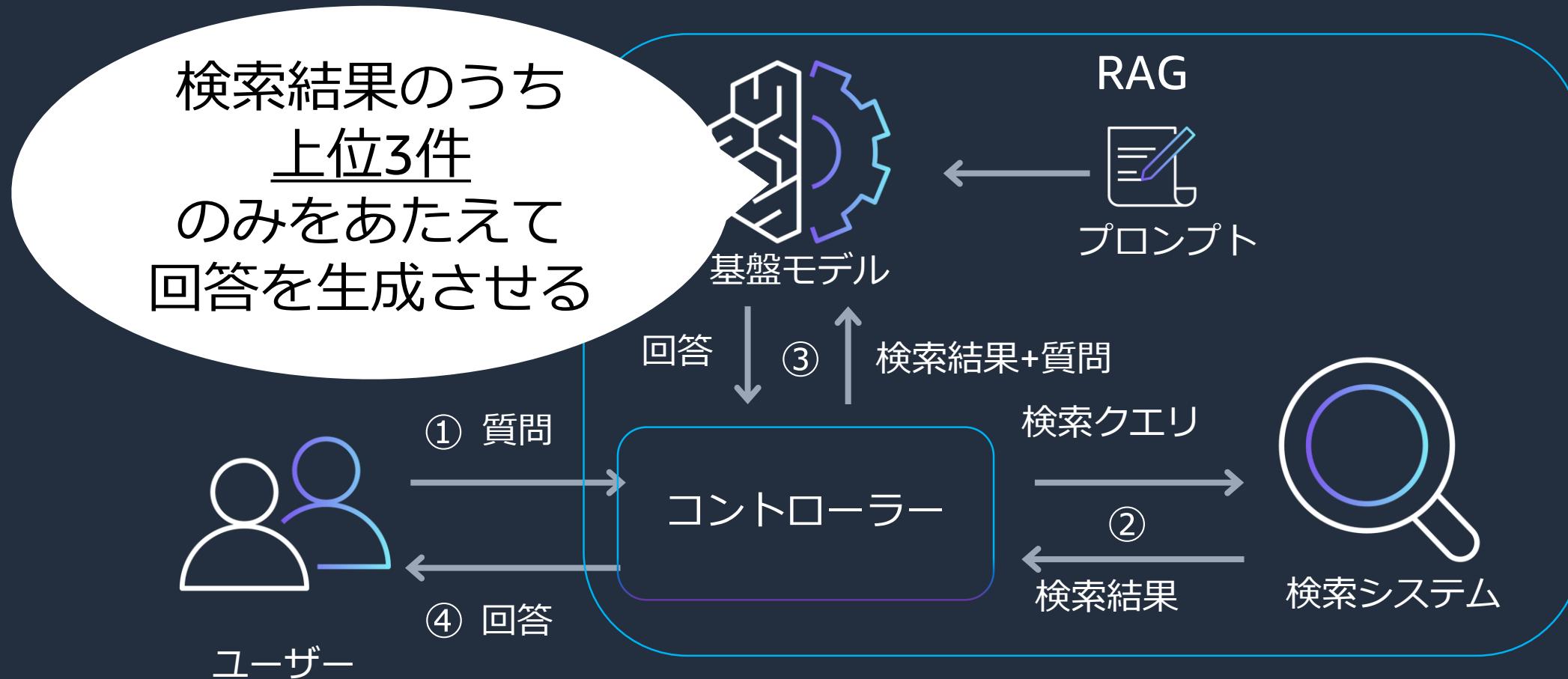
検索のオフライン評価指標

目指すべき改善の方向を決める



検索のオフライン評価指標

想定ユースケース例



検索のオフライン評価指標のパターン例

パターン1

検索結果

順位	検索 1	検索 2	検索 3	検索 4	⋮	検索 5
1	○	✗	○	◎		▲
2	✗	▲	✗	○		◎
3	✗	▲	✗	▲		✗
4	✗	✗	✗	✗		✗
5	✗	✗	✗	✗		✗
6	✗	✗	✗	✗		✗
7	✗	✗	✗	✗		✗
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮



○ ○ ▲ : 関連性あり
✗ : 関連性なし

検索のオフライン評価指標のパターン例

パターン2

検索結果

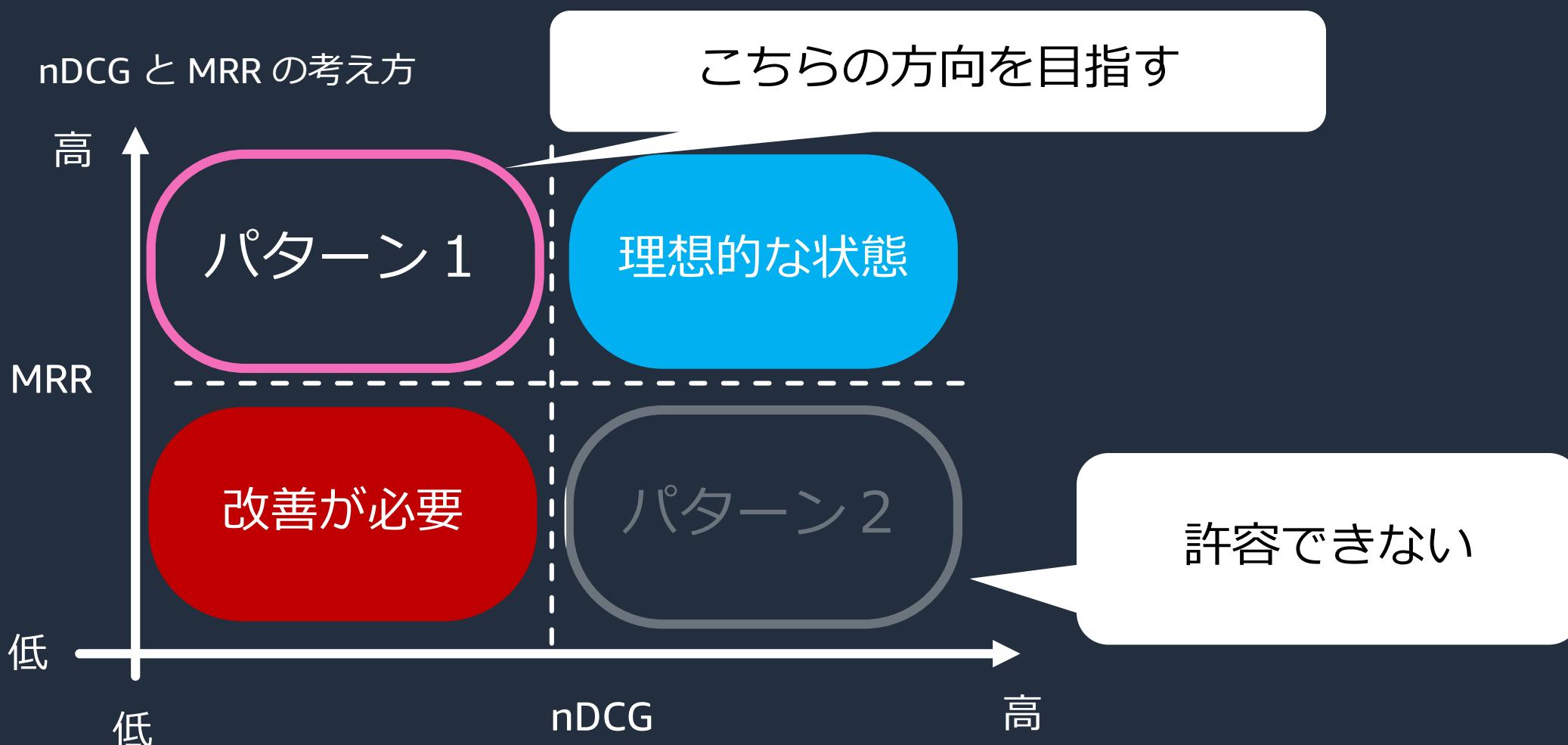
順位	1回目	2回目	3回目	4回目	⋮	N回目
1	×	×	×	×		×
2	×	×	×	×		×
3	×	×	×	×		×
4	○	×	○	○		○
5	○	○	○	○		○
6	○	○	○	○		○
7	○	○	○	○		○
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮		⋮



○ ○ ▲ : 関連性あり
× : 関連性なし

検索のオフライン評価指標

今回のユースケース例の場合の考え方



検索のオフライン評価指標

複数の指標から現在の課題を仮定して改善に取り組む

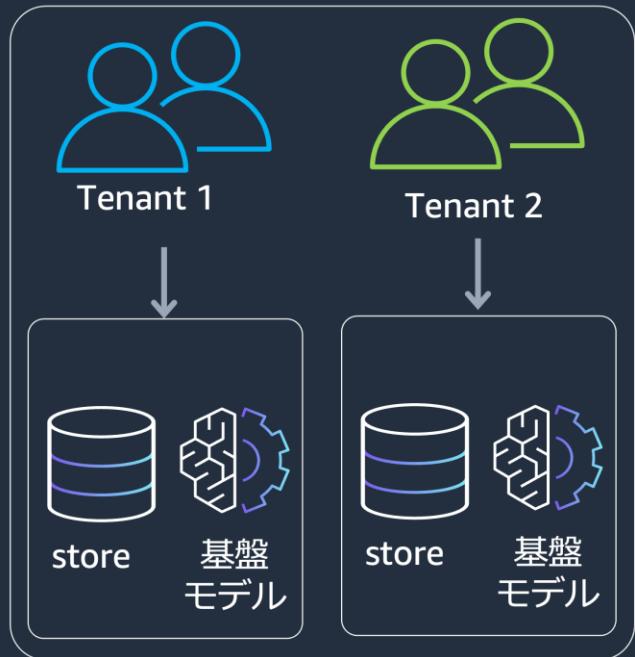
順位	N回目				
1					×
2		×	×	×	×
3	×	×	×	×	×
4					
5					
6					
7					
:					

仮定：専門用語にまつわる
クエリの結果がよくない？

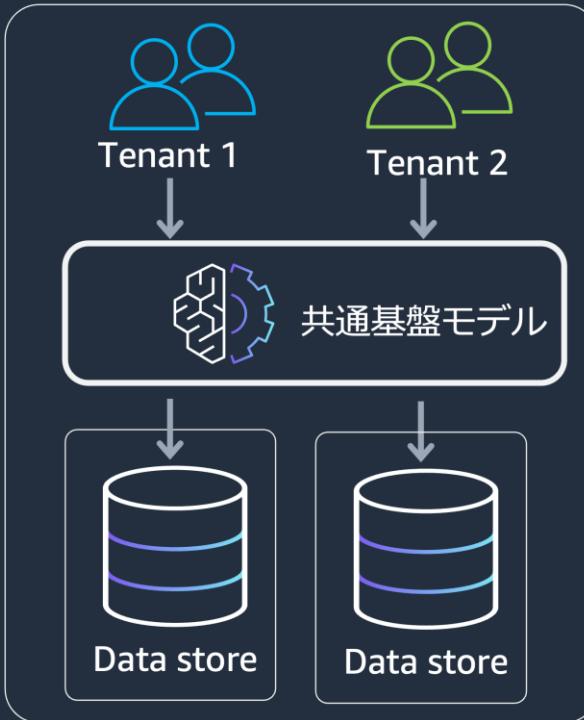
→ハイブリッドサーチ
→Embedding モデルの改善

評価と改善における分離パターンの影響

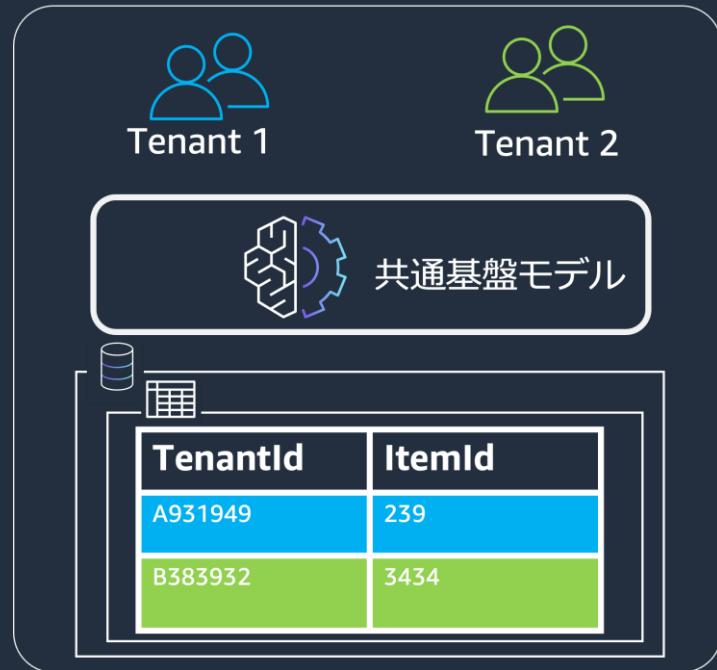
パターンによってどのような形で
評価と改善を実施できるかも変わる



サイロ
テナントごとの
評価と改善が容易



ブリッジ
テナントごとの
評価と改善が部分的



プール
テナントごとの
評価と改善が難しい

Summary



データの分離パターンはデータストアの特性も考慮した選択が重要



トークン内のコンテキスト情報を利用して効率的なテナントごとの
アクセス制御が可能



マネージドな仕組みを用いることで
標準仕様に従った制御の仕組みを簡単に実現



RAG のコンポーネントにおける検索メカニズムの精度は
全体の精度に大きな影響を及ぼす



ユースケースごとにどのメトリクスが重要になるかを考慮して、
複数のメトリクスをもとに改善していくことが重要



実現したい評価と改善のサイクルも考慮に入れた分離パターンの選択

Summary



データの分離パターンはデータストアの特性も考慮した選択が重要



トークン内のコンテキスト情報を利用して効率的なテナントごとの
アクセス制御が可能



マネージドな仕組みを用いることで
標準仕様に従った制御の仕組みを簡単に実現



RAG のコンポーネントにおける検索メカニズムの精度は
全体の精度に大きな影響を及ぼす



ユースケースごとにどのメトリクスが重要になるかを考慮して、
複数のメトリクスをもとに改善していくことが重要



実現したい評価と改善の仕組みも考慮に入れた分離パターンの選択

Appendix

より詳しい SaaS の認証認可のパターン: <https://www.youtube.com/watch?v=XZh56nvUodQ>

より複雑なアクセス制御の方法について :

<https://aws.amazon.com/jp/blogs/machine-learning/design-secure-generative-ai-application-workflows-with-amazon-verified-permissions-and-amazon-bedrock-agents/>

精度評価のためのツール

RAGAS : <https://docs.ragas.io/en/stable/>

RAGChecker : <https://github.com/amazon-science/RAGChecker>

Rageval : <https://github.com/gomate-community/rageval>

OpenSearch Rank eval API : <https://opensearch.org/docs/latest/api-reference/rank-eval/>

LlamaIndex Retrieval Evaluation : <https://docs.llamaindex.ai/en/stable/examples/evaluation/retrieval/retrievereval/>

ranx : <https://github.com/amenra/ranx>





Thank you!

Shuhei Fukami
Solutions Architect
AWS Japan



© 2024, Amazon Web Services, Inc. or its affiliates. All rights reserved.