

# Azure Cosmos DBのベクトル検索機能でAzure OpenAIとの連携を高度化しよう~初心者向け機能概要と実装例の紹介

2023/12 [DB Tech Showcase セッション資料ベース]

Global Black Belt OSS-Data, Asia マイクロソフトコーポレーション

## 社内でAzure OpenAlを使う場合の課題(例)



## 社内でAzure OpenAlを使う場合の課題(例)

#### 



●●商事について教えてほしい



●●商事株式会社は、東京都杉並区に本社を構えるスパイスの卸業者です。創業から100年以上の歴史を持ち、 日本全国に50社の支社を持っています。また、インドと台湾にも支社を展開しています。取引開始は2020年10 月からであり、2021年4月には1000ユーザーのソフトウェア契約を受け、契約番号AB0001が付けられました。 さらに、2022年4月には追加契約として2000ユーザーの契約が行われ、契約番号AB0002が付けられました。営 業部の部長や課長とのコンタクトもあり、2022年4月以降は経理部の課長ともコンタクトを取っています。以 上が、●●商事株式会社の概要です。何か他に知りたい情報があればお知らせください。

## 社内でAzure OpenAlを使う場合の課題(例)

#### Assistant setup

System message

Add your data

∠ Apply changes

Reset to c

#### System message (i)

あなたは営業支援のデータ提供者で 下の社内システムからの情報を勘案し しん

社内の情報についてはmarkdown形式 記載されていない情報については絶対

#### #会社概要

●商事株式会社

東京都杉並区に本社がある創業100年 経理部 課長とコンタクト中

日本全国に50社、インドと台湾にそれそれ支付かある。

あなたは営業支援のデータ提供者です。ユーザーの質問に対し、以下の社内シ ステムからの情報を勘案して適切な返答を行ってください。 社内の情報についてはmarkdown形式で記述してあります。ここに記載されて いない情報については絶対に回答しないでください。

#### #会社概要

●●商事株式会社 東京都杉並区に本社がある創業100年のスパイスの卸業者。 日本全国に50社、インドと台湾にそれぞれ支社がある。

#取引情報

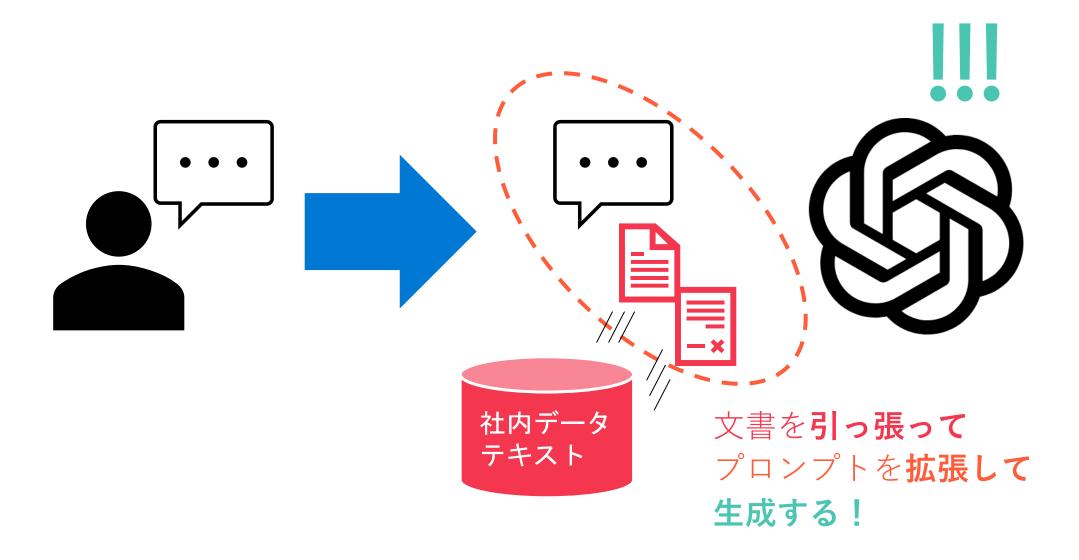
2020/10 取引開始

2021/04 弊社ソフトウェア契約受諾(1000ユーザー) 契約番号AB0001 2022/04 追加契約(2000ユーザー) 契約番号AB0002

#取引先コンタクト

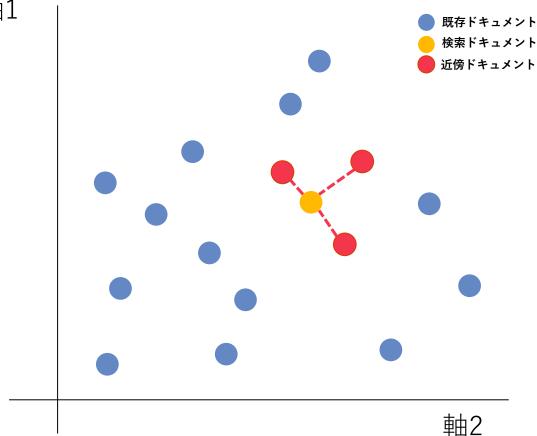
営業部 部長、課長とのコンタクトあり(2022/04契約より)

## 解決法: RAG(Retrieval Augmented Generation)





軸1



- 既存のドキュメントを「軸」で評価して、配置・蓄積する
- (2) 検索したい内容を同じ「軸」 で評価して置いてみる
- 後索したい内容に 「近い」ものを探す

ポイント1. ベクトル化

(1) 既存のドキュメントを「軸」で 評価して、配置・蓄積する

検索したい内容を同じ「軸」で 評価して置いてみる

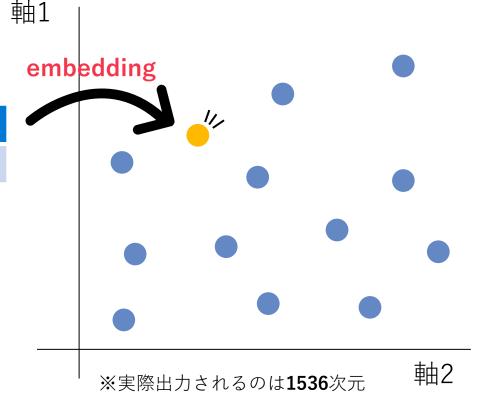
大量のテキストを 学習したモデルを使って、 多様な軸で<mark>文書を数値化</mark>





軸1	軸2
12.3	3.4

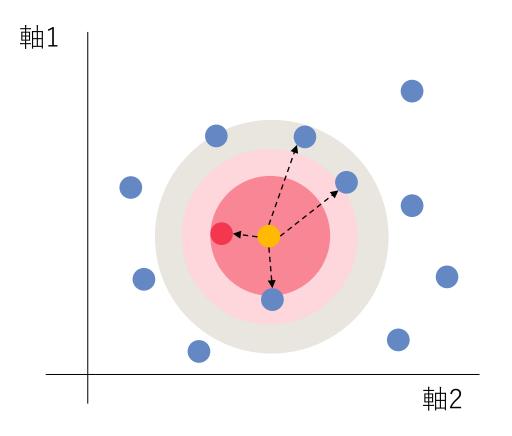
Azure OpenAI ベクトル化 API (text-embedding-ada-002)



※実際出力されるのは**1536**次元 この例では2次元に簡略化

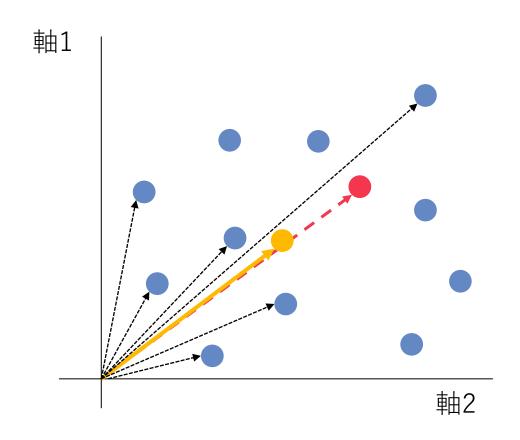
#### ポイント2. ベクトル検索

A) 位置・距離が「近い」



3 検索したい内容に 「近い」ものを探す

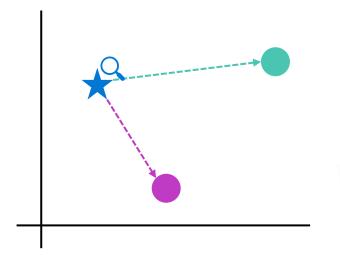
B) 向きが「似てる」 = 「近い」



#### ポイント2. ベクトル検索

A) 位置・距離が「近い」

ユークリッド距離



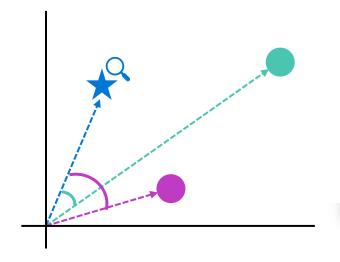
いわゆる直線距離

る 検索したい内容に 「近い」ものを探す

B) 向きが「似てる」=「近い」

推奨

## コサイン類似度

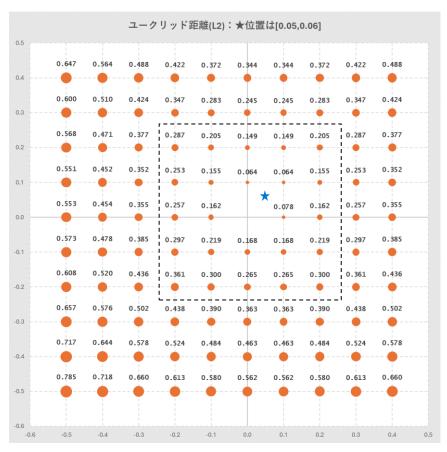


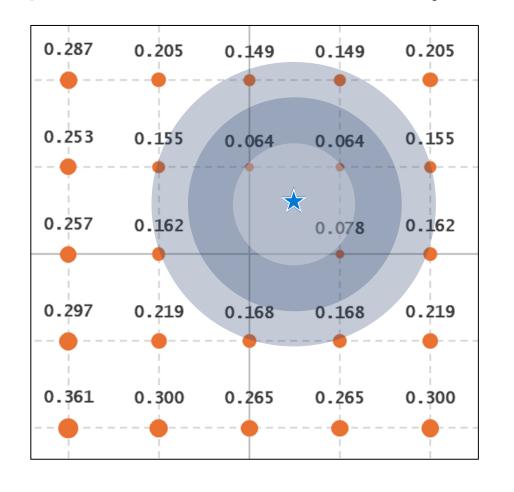
2つのベクトルの なす角度に基づいた 類似度

-1(真逆)~1(同じ向き) の値を取る

## ユークリッド距離のイメージ

X,Y -0.5~0.5までにすべてに点がある空間にX0.05,Y0.06の★を置いて、各点のユークリッド距離を出力。一般的な距離感覚に基づく解釈ができる。

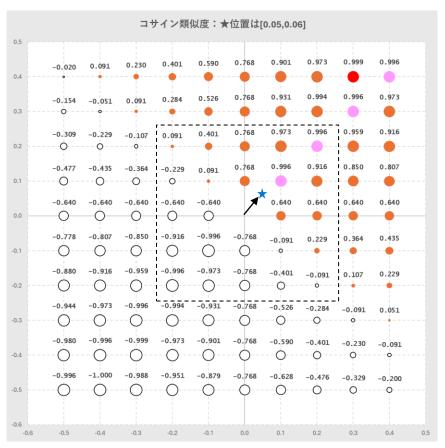


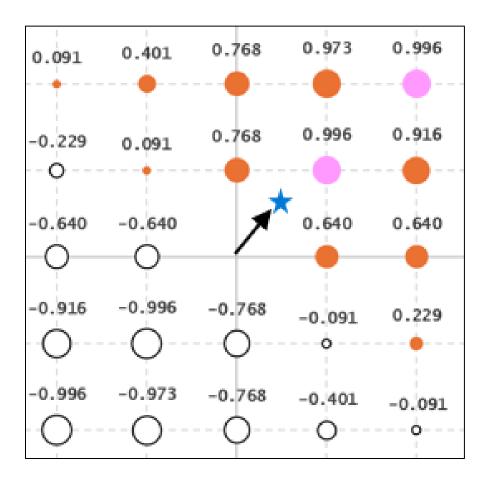


※類似度・距離計算はpgvectorを利用

## コサイン類似度のイメージ

 $X,Y-0.5\sim0.5$ までにすべてに点がある空間にX0.05,Y0.06の $\star$ を置いて、各点のコサイン類似度を出力。0,0から $\star$ に引かれた線 $\neq$ の延長方向に類似度高が多い。





※類似度・距離計算はpgvectorを利用

#### ポイント3. 大量データからの近似ベクトル検索手法

検索対象と既存のベクトルの **1vsN x 同時接続数の処理** が必要 (+1536次元の計算は大変)

課題 データ量が多くなると計算量が増える

完全

近似:精度を犠牲に高速化

**BruteForce** 

全探索!! 最高精度 検索速度最低 IVFFlat (反転リスト/インデックス検索) データをクラスタに分けて、クラスタの重心を検索 →そのクラスタのデータを全検索する 比較的高精度 低メモリ利用 検索速度はそこそこ

HNSW(階層化ナビ可能な小世界) データをグラフ(つながりのあるデータ)に分割し、 階層化してたどれるようにする 検索速度高速化

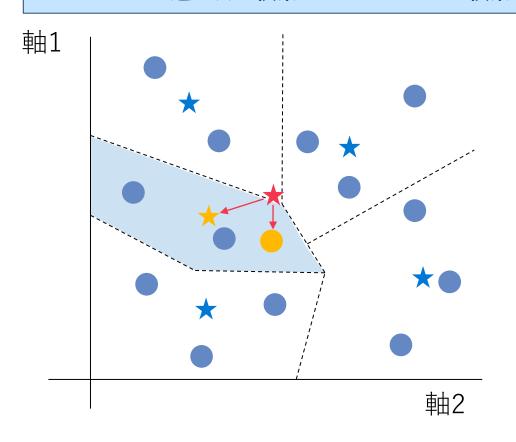
快系述及高述化 メモリ利用量増大 検索精度そこそこ低下

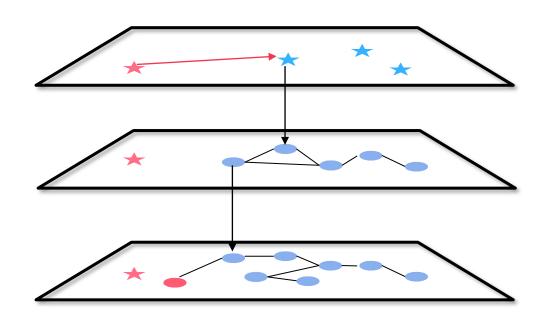
※その他ベンダー独自の近似手法も随時開発されている

#### ポイント3. 大量データのベクトル検索効率

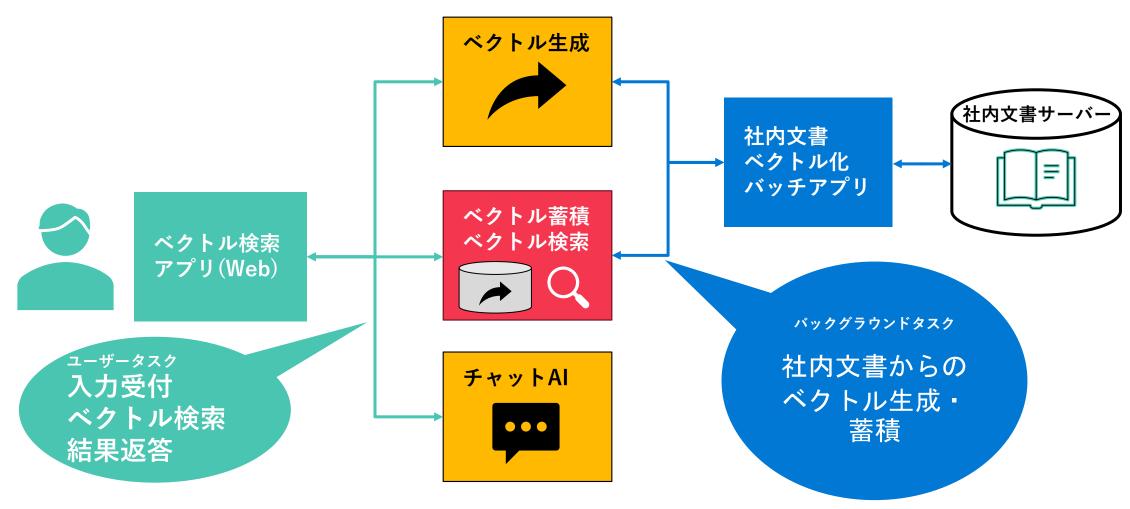
IVFFlat … 近い★を検索→そのクラスタを検索

HNSW … 近い★を検索→階層化グラフを検索





## RAGを利用したチャットシステム機能関係図



## Azureのベクトル検索機能

サービス

概要

ベクトル実装

近傍検索方法・備考

Cosmos DB For MongoDB API vCore

MongoDB互換のNoSQL 環境。VM性能ベースの展 開 aggregate関数の\$search 演算子"cosmosSearch"で のアクセス

IVFFlat/HSNWが利用可能

Cosmos DB For PostgreSQL

(+Azure Database for PostgreSQL)

PostgreSQL互換の分散 RDBMS環境。VM性能 ベースでの展開 pgvector拡張で実装。 vectorデータ型とベクト ル演算子の組み合わせ SQLでアクセス ※MongoDB vCoreのHSNW検索 はプレビュー段階

Azure Managed Instance for Apache Cassandra

その他

カラムファミリー系 NoSQL基盤である Apache Cassandraの マネージドサービス

追加機能として実装。 CQLによるアクセス Microsoft独自の近似近傍検索ロジック(DiskANN)を搭載

Azure Al Searchや Azure Data Explorer等

REST等

HNSWだったり独自だったり

## ベクトル検索基盤の選定観点の例

## ベクトル検索機能

- 格納できるベクトル数の上限はOpenAI-Embeddingを カバーできるか(1,536次元)
- BruteForce以外の効率的な検索方法があるか

#### 容量・拡張性

- ベクトル格納・インデックスの蓄積に上限がないか、あっても 十分足りているか
- 容量を追加・拡張できるか

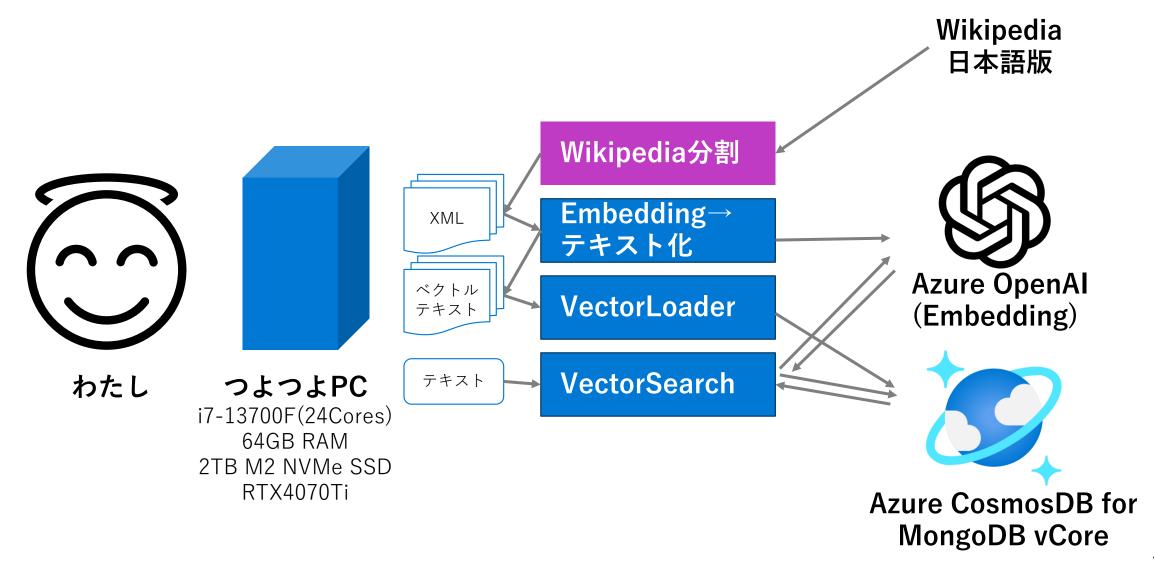
#### パフォーマンス チューニングの しやすさ

- 速度改善に効果のあるパラメーターを持つか
- 分散などで速度改善が可能なアーキテクチャか
- 全体を検索する必要がない場合に部分的に検索が可能か
  - パーティション・部分インデックスなど

#### 開発生産性

- エンジニアのスキルに合った言語・環境であるか
  - 開発言語・オブジェクトモデル
  - APIアクセスの構成など

## ベクトル検索だけを試してみる



## ベクトル検索だけを試してみる

処理

言語

処理概要

備考(サイズ感等)

Wikipedia分割

**PowerShell** 

◆ Wikipediaからダウンロードした XMLをページごとに切り出す

■<page></page>で分割 280万ファイルぐらい

TypeSo

TypeScript (Node.js)

- ◆ ページごとにデータを分割(チャンク化)してEmbedding。元テキストとセットでjsonにして連番付きファイルとして保管#様々な基盤でロードできるように
- ◆ ファイルを**10万件**読み込んで CosmosDBへロード
- ◆ 非同期処理にて最大1,000並列ロードと なるように調整
- Cosmos DB for MongoDB vCore M30 (2 vCore / 8GB)

■ チャンク化基準:5,000Tokens

■出力380万ファイル(114GB)

- IFVFlatインデックス 100クラスタ
- 10万件ロードに約10分

■出力に約10日程度

VectorSearch

VectorLoader

- ◆ 入力されたテキストをEmbedding
- ◆ CosmosDBでベクトル検索
- ◆ 検索されたドキュメントを表示 するコンソールアプリ

- ■10万件データからの検索 1秒以内(800ms前後)
- ■検索文言と検索された ドキュメントは次のページで

## Azureのベクトル検索機能

```
Connected to MongoDB...
Enter text: アメリカ合衆国の大統領選挙に関する考察をしたいんだけど
Chunks: 1
Vectors: 1536
Searching Vectors from 100000 documents...
Search took 795 ms
Result: [
   _id: new ObjectId('6563d749b8760778a587cd9c'),
   similarityScore: 0.8821439199151924,
   document: {
    _id: new ObjectId('6563d749b8760778a587cd9c'),
    name: '0003518_1.txt'.
    content: '= ## =\n' +
      "\n" +
      '{{See also|アメリカ合衆国大統領選挙}}\n' +
          2期で退任した。</ref>、修正22条の下で<ref group="注釈">修正22条の制定
          が4回大統領に選出されている。</ref>通算3期以上を務めた大統領
```

## ベクトル検索だけを試してみる

#### Cosmos DB for Mongo DB vCore でのベクトル検索呼び出しコード

```
// Submit vector search query to MongoDB
const result = await collection.aggregate( •
            $search: {
            "cosmosSearch":
                "vector": vectors,
                "path": "embedding",
                "k": 2
            "returnStoredSource": true }},
            "$project": { "similarityScore": {
                "$meta": "searchScore" },
                    "document" : "$$ROOT"
 .toArray();
```

MonogoDB API aggregate()…集計パイプライン

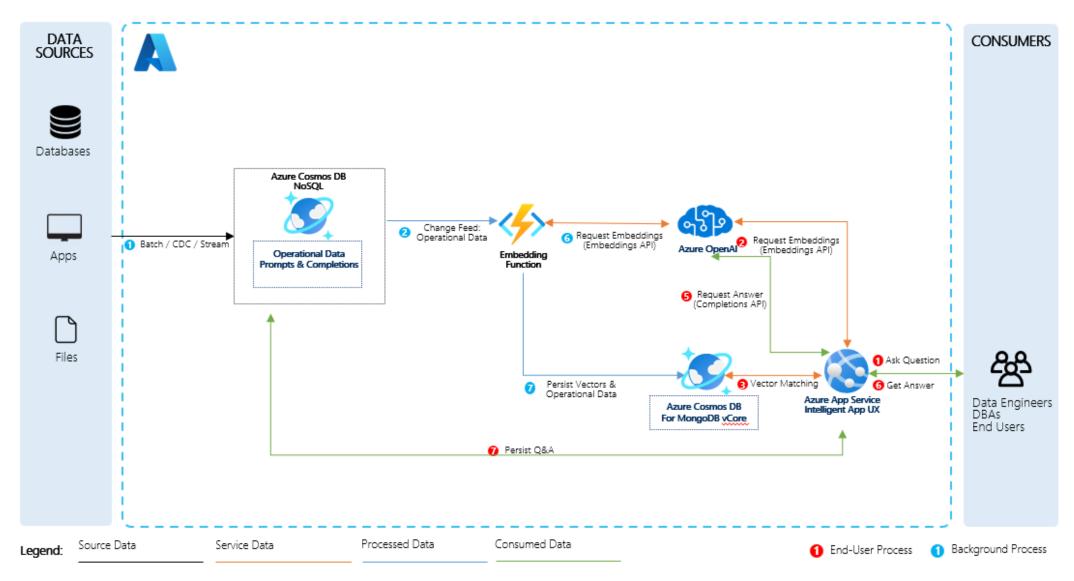
\$searchで"CosmosSearch"を呼び出す

vectorsに検索対象のベクトル(1,536次元)を入力

Wikipediaのベクトル(embedding)と比較

\$projectで類似度やデータを出力する

#### Azure Cosmos DB - Vector Search & Al Assistant



## 実用化にあたっての検討事項(案)

生データを テキスト化する だけでいいの? 画像とかは?「

ベクトル化

ベクトルはいつ、 どのモデルで 生成した?

ベクトル化 元データの クレンジング どうする?

単語の揺らぎ 修正や名寄せを 行うべき?

要約だけで別の ベクトル空間を 持ってもよいの では? プラットフォーム

ベクトル検索って 他の業務でも使え るから共通化すべ きでは?

IFVFlatやHNSW のパラメータは いくつが適当?

Topいくつまで 検索するべき だろう?

ベクトル検索

チャンク分割し たテキストに いくつ当たれば 良い? 類似度の閾値はいくつが適当?

検索した結果を プロンプトに入 れるだけだと単 純すぎない?

アプリ

社内情報なのか そうでないのか わかるべき?

> 回答の精度を ユーザーはどう 考える?

## まとめ

- **社内の文書をテキスト化して、OpenAIのプロンプトに付与する**とより業務に 役立つ結果を返してくれるようになります。これを**RAGアーキテクチャ**と呼 びます
- RAGでプロンプトに付与する**社内の文書を検索するため**には、入力内容と社内の**文書の類似度を測る**必要があります。そのために**ベクトル検索技術**が活用できます
- ベクトル検索技術には、ベクトル化(Embedding)とベクトル検索の2つのステップがあります。前者はAzureOpenAlのEmbeddingで、後者は各種ベクトル検索ができるAzureサービスが対応します
- この仕組みを組み込んだAzure RAGアーキテクチャーのサンプルがあります
- 実用化に向けた検討事項を解決して、Azure OpenAlを用いた社内データの 活用を進めましょう!