

2024年度 人工知能学会全国大会
企画セッションKS-5

生成AI時代のナレッジグラフ

2024年5月28日

企画オーガナイザ

黒川 茂莉 (KDDI総合研究所)

古崎 晃司 (大阪電気通信大学)

自己紹介：古崎晃司

■ 所属：

- 大阪電気通信大学 情報通信工学部 情報工学科 教授
- 産業技術総合研究所 人工知能研究センター データ知識融合研究チーム 招聘研究員 兼任
- 理化学研究所 革新知能統合研究センター 目的指向基盤研究グループ 知識獲得チーム
客員研究員 兼任

■ 人工知能学会委員等

- 元：編集委員，企画委員，理事
- セマンティックウェブとオントロジー研究会 元：主査など 現：企画委員・顧問

■ 専門分野

- オントロジーエngineering, 知識グラフ, セマンティックWeb

■ コミュニティ活動



LOD Challenge



KGC: Knowledge Graph Completion Challenge
ナレッジグラフ推論チャレンジ

本企画「生成AI時代のナレッジグラフ」のねらい

ナレッジグラフに関する研究者による講演、パネルディスカッションを通じて、ナレッジグラフと生成AIの関わり、
それぞれの活かしどころについて議論する。

スケジュール

- 趣旨説明（5分） 古崎 晃司（大阪電気通信大学 教授）
- 招待講演（10分×5）
 - 古崎 晃司（大阪電気通信大学 教授）
 - 福田 賢一郎（産業技術総合研究所 研究チーム長）
 - 森田 武史（青山学院大学 教授）
 - 広田 航（ストックマークユニットリーダー）
 - 黒川 茂莉（KDDI総合研究所 グループリーダー）
- パネルディスカッション（45分） 登壇者全員 司会：黒川 茂莉

生成AIとは

1. コンピュータが多量のデータから学習した内容を元に,
データや情報（画像，テキスト，etc）を生成する技術
2. ChatGPTをはじめとする大規模言語モデルの発展より,
AI自身が自然な対話を行い, 一定の精度での質問応答が可能に
3. ハルシネーションや回答の根拠の暗黙性に代表されるように,
まだ必ずしも完全なものではない

ナレッジグラフ（知識グラフ）とは

1. さまざまな「知識」の関係（つながり）をグラフ構造で表したもの
2. AIシステム開発（知識型）の基盤となるデータベース（知識ベース）として用いられる
3. AIが説明が可能な根拠に基づく、正確な質問応答に活用ができる

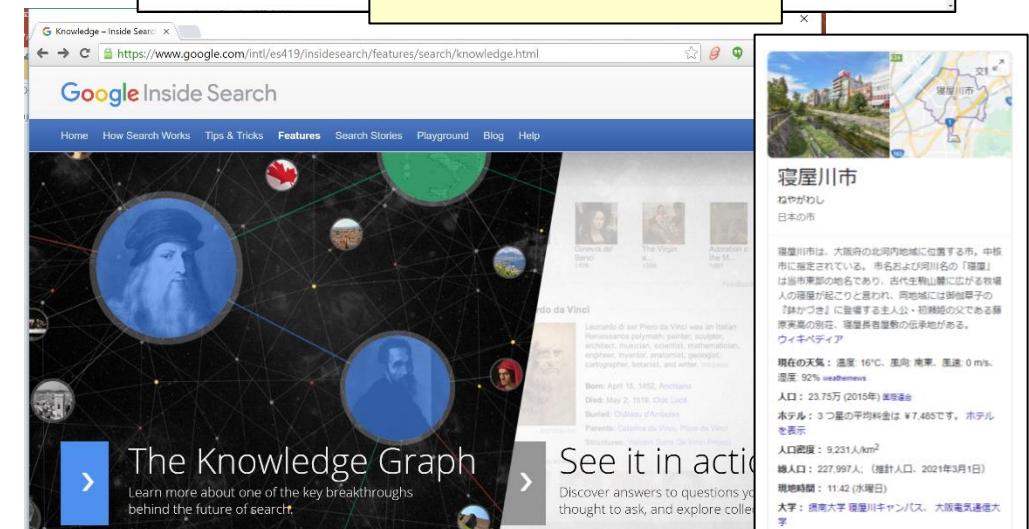
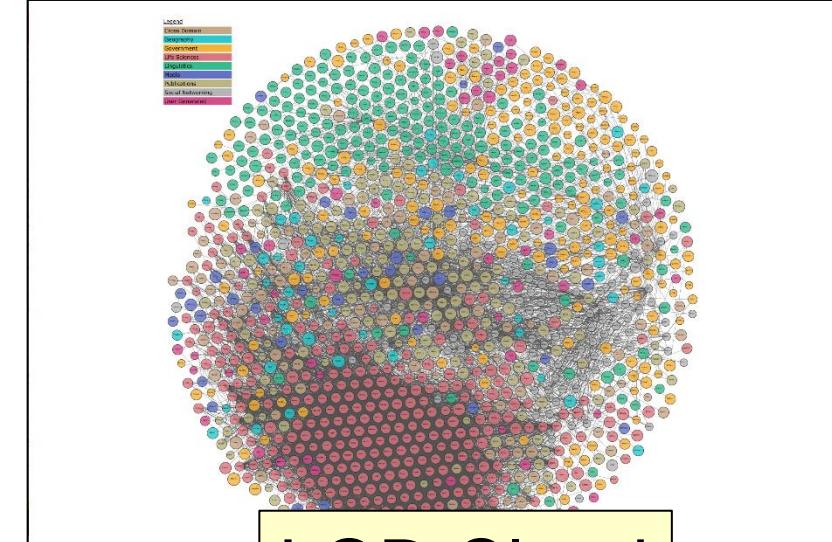
ナレッジグラフ（知識グラフ）とは

■ 知識グラフとは

- さまざまな「知識」の関係（つながり）をグラフ構造で表したもの。
- AIシステム開発の基盤となるデータベース（知識ベース）として用いられる。

■ 知識グラフの例

- **Linked Data (2007-)**
 - Web技術に基づいて公開された知識グラフ
- **Linked Open Data (LOD)**
 - オープンデータとしてLinked Data
 - オープンな知識グラフと言える。
- **Google Knowledge Graph (2012-)**
 - 他の企業でも知識グラフの構築が盛んに…



Google Knowledge Graph

日本語で使えるLODの例

Wikidata

DBpedia Japanese

ja.dbpedia.org

DBpedia Japanese ホーム SPARQL Endpoint Faceted Browser SPARQL ダウンロード

DBpedia Japanese

DBpediaはWikipediaから情報を抽出してLOD (Linked Open Data)として公開するコミュニティプロジェクトです。本家のDBpediaは主に Wikipedia英語版を対象としています。DBpedia Japaneseの目的は、 Wikipedia日本語版を対象としたDBpediaを提供することです。

リソース例

- 東京都
- 森玉
- 国文仙駒学研究所
- 情報システム研究機構
- 新宿駅
- 浅草寺
- サザンオールスターズ
- 諏訪内義博
- 西郷隆盛
- 佐治三郎
- もじいろクローバーZ
- 別荘地図
- 平清盛
- 姫路城
- レオナルド・ダ・ヴィンチ

SPARQL例

SPARQL Endpoint

東京都

```
SELECT DISTINCT *
WHERE {
  <http://ja.dbpedia.org/resource/東京都> ?p ?o .
}
```

SPARQL結果

ロック音楽のリスト (もしあれば画像uriも)

```
?depiction
|> http://ja.dbpedia.org/resource/ロック_(音楽)
?depiction ?depiction . }
```

DBpedia

The screenshot shows the JapanSearch website's homepage. At the top, there is a navigation bar with icons for back, forward, search, and user profile. The main title "JAPAN SEARCH" is displayed in large letters, with "BETA" below it. A colorful play button icon is integrated into the letter "A". Below the title is a red square icon with a white stylized building or mountain shape. To its right is the word "ギャラリー" (Gallery). The page features a grid of five image cards. From left to right: 1. A traditional Japanese painting of a woman in a garden. 2. A photograph of Mount Fuji. 3. A close-up of a green tea cake with blueberries. 4. A man working in a workshop. 5. A traditional Japanese illustration of a figure in a patterned robe. Below the grid, a section titled "日本のデジタルアーカイブを探そう" (Find Japan's digital archive) includes a search bar, a counter for "蔵書や図書が見えるコンテンツ" (Visible book and library content) at 436,321, and a counter for "インター連絡で蔵書や本が見えるコンテンツ" (Visible book and library content via interconnection) at 791,179. A large yellow banner at the bottom features the text "JapanSearch" in a large, bold, sans-serif font.

にうつなげる：国立国会図書館 LOD

www.ndl.go.jp/aboutus/standards/lod.html

利用案内 サービス概要 東京本館 関西館 国際子ども図書館 アクセス 稽査サービス 登録利用者制度

オンラインサービス サービス一覧 国会開道情報 藏書検索 電子図書館 調べ方案内 電子展示会

にうつなげる：国立国会図書館について デジタル図書館 電子情報収集 電子情報に関する標準 にうつなげる：国立国会図書館のLinked Open Data (LOD)とは

にうつなげる：国立国会図書館について

- 総務課
- 選考
- 「私たちの運命」目録(2012.2018)及び「出版統計」
- 国立国会図書館の概要
- 関連法規
- 審議会
- 方針
- 活動実績評価
- 国会へのサービス
- 出版・司法へのサービス
- 資料収集・保存
- 審査データ作成
- 電子
- 電子
- 電子
- 資料
- 出版
- 電子

使う：にうつなげる：国立国会図書館のLinked Open Data (LOD)とは

にうつなげる：国立国会図書館は、保有するメタデータを構造化システムやアプライケーションで活用することができるよう、メタデータをリンク・アンド・アーカイブ（Linked Open Data, LOD）として提供しています。このページは、国立国会図書館が提供するLODについて詳しくします。また、データの利用方法についても「使う：にうつなげる：国立国会図書館のLOD」を、データの取扱いや登録料金についても「使う：にうつなげる：国立国会図書館のLODについて」があることをご了承ください。アタリスクエイを付した質問は、「【質問】データベース登録申請」とリクエストしてお問い合わせください。

お知らせ：2019年7月30日(土)、「【国立国会図書館インターネット資料収集保存委員会(WARP)】」のデータを使用したワークショップを開催します。詳しくは「[WARP]データ使用ワークショップ～ウェブ・アーカイブの公共性サイトを可視化しよう～」をご覧ください。みなさまのご参加をお待ちしております。

● 1. LODとは
● 2. 国立国会図書館のLOD

- 管理：「【国立国会図書館登録サービス】APIサービス」
- 資源：「【国立国会図書館登録データ供給・提供サービス】Web NDL Authorities」
- 資料登録データ：「【国際標準刊行物コード】日本大百科事典アーカイブ版」(ひがくび)

● 3. 国立国会図書館のLOD技術の取組
● 4. 今後の動向

国立国会図書館LOD

The screenshot shows the homepage of the MADB Lab. The background is a collage of various media art images, including manga panels, abstract art, and cityscapes. In the center, there is a logo consisting of a 3D geometric cube composed of colored facets, with the text "MADB Lab" next to it. Below the logo, the text "メディア芸術データベース・ラボ" is displayed. At the bottom of the page, there is a navigation bar with five items: "ホーム" (Home) in red, "データを使う" (Use Data), "イベント情報" (Event Information), "MADB Labについて" (About MADB Lab), and "メディア芸術データベース (ページ版) のデータについて" (About the Media Art Database (Page Version) Data).

知識グラフの例：Wikidata（ウィキデータ）

The screenshot shows the Wikidata main page with a network graph visualization. The graph consists of nodes connected by lines, with some nodes labeled 'open', 'collaborative', and 'linked'. A central text area says '104,543,734 件の項目を持つ、誰でも編集可能なフリーの知識ベースです。' (Wikidata has 104,543,734 items, a free knowledge base that anyone can edit). The left sidebar includes links to 'Wikidata:Main Page', 'Community Portal', 'Recent changes', and 'Help'.

参考

英語版Wikipedia 670万記事
日本語版Wikipedia 140万記事
日本国語大辞典 50万項目

- ・ ウィキメディア財団が運営する Wikipediaの「データ版」
- ・ 現在、**約1億項目**
- ・ Wikipediaと同じようにデータを
コミュニティで編集、公開できる
- ・ API(SPARQLエンドポイント)や各
種検索ツールなども提供

A blue callout points to the 'Data' section on the right side of the page. This section contains text about the Wikidata world and three images: a globe, a ruler, and a mountain peak. Below the images, there is sample data: '項目: 地球 (Q2)' (Item: Earth (Q2)), 'プロパティ: 最も高い地' (Property: Highest point), and 'カスタム値: エベレスト' (Custom value: Mount Everest).

8

WikipediaからWikidataへ

W 大阪電気通信大学 - Wikipedia × +

ja.wikipedia.org/wiki/大阪電気通信大学

Wikipedia内を検索

アカウント作成 ログイン ...

大阪電気通信大学

ページ ノート

出典: フリー百科事典『ウィキペディア (Wikipedia)』

座標: 北緯34°

「電気通信大学」とは異なります。

大阪電気通信大学（おおさかでんきつうしんだいがく、英語: Osaka Electro-Communication University）は、大阪府寝屋川市初町18-8（寝屋川キャンパス内）に本部を置く日本の私立大学。1941年創立、1961年大学設置。大学の略称は大阪電通大、阪電通大、大電大、OECU。

沿革 [編集]

大阪電気通信大学は、1941年に創設された東亜電気通信工学校を直接の起源としている。創立に際し、大阪無線電信学校の関係者が多く関わったことなどから、両校は近い関係にあったが、組織としては別である。1956年に大阪無線電気学校は大阪電気通信高等学校に統合された。

- 1924年（大正13年）大阪無線電信電話学校開設
- 1932年（昭和7年）大阪無線電気学校として認可される
- 1934年（昭和9年）室戸台風による校舎倒壊のため、泉北郡千舌鳥村の仮校舎で授業再開
- 1936年（昭和11年）東住吉区の新校舎に移転
- 1941年（昭和16年）東亜電気通信工学校ならびに大阪高等通信工学院が認可され、設置される
- 1943年（昭和18年）東亜電気通信工学校が甲種工業学校に昇格し、東亜電気通信工業学校と改称。財団法人東亜電気通信工業学校が認可。同年9月、国家総動員法により、大阪無線電気学校、大阪高等通信工学院が官立無線電信講習所大阪支所に移管され、廃校となる^[注 1]

ノンバーリング

特別ページ

この版への固定リンク

ページ情報

このページを引用

Wikidata項目

言語間リンクを編集

短縮URL

Wikipediaの各記事から
対応する
Wikidata項目へのリンク

WikidataのWebサイトでの表示例

大阪電気通信大学 - Wikidata

wikidata.org/wiki/Q7105556

WIKIDATA

大阪電気通信大学 (Q7105556)

日本語 | Koujikozak

メインメニュー 非表示

メインページ

コミュニティ・ポータル

井戸端

項目の新規作成

最近の更新

おまかせ表示 (項目)

クエリサービス

付近

ヘルプ

寄付

以前の外観に切り替え

語彙データ

語彙素の新規作成

最近の更新

おまかせ表示 (語彙素)

言語 ラベル 説明 別名

日本語 大阪電気通信大学 日本の私立大学 OECU

英語 Osaka Electro-Communication University higher education institution in Osaka Prefecture, Japan

アメリカ英語 ラベルは設定されていません 説明はありません

Okinawan ラベルは設定されていません 説明はありません

文 分類 大学 編集

+ 情報源を追加 + 追加

成立日 1941 ▶ 2件の情報源

画像 OECU.jpg 1,555 × 1,166 ; 273キロバイト

国 日本 編集

+ 1件の情報源 + 追加

位置する行政区画 寝屋川市 編集

大阪電気通信大学(Q7105556)の表示例
<https://www.wikidata.org/entity/Q7105556>

さまざまな言語での「ラベル」、「概要説明」、「別名」

言語	ラベル	説明	別名
日本語	大阪電気通信大学	日本の私立大学	OECU
英語	Osaka Electro-Communication University	higher education institution in Osaka Prefecture, Japan	higher education institution in Osaka Prefecture, Japan
アメリカ英語	ラベルは設定されていません	説明はありません	説明はありません
Okinawan	ラベルは設定されていません	説明はありません	ラベルは設定されていません

表示しているデータを「主語」とする「述語」-「目的語」(=トリプル)

文 分類 大学 編集

+ 情報源を追加 + 追加

成立日 1941 編集

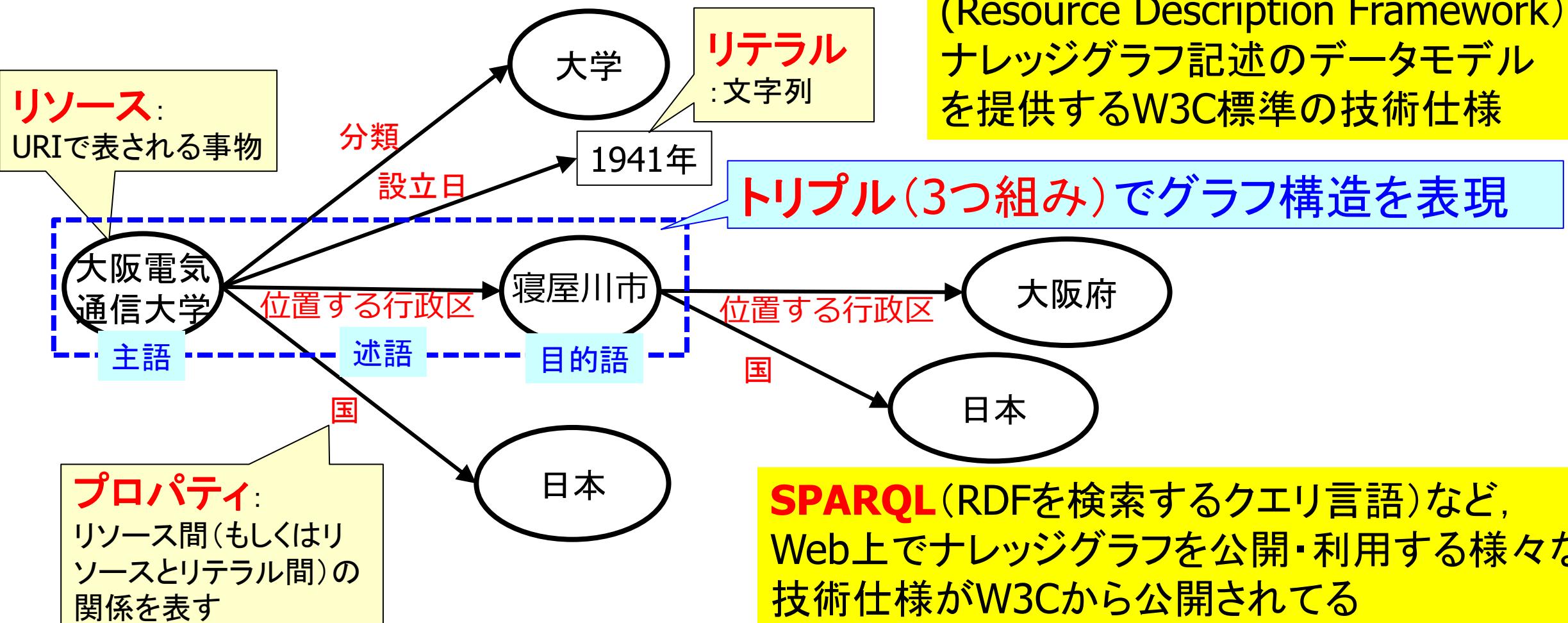
▶ 2件の情報源

画像 編集

RDFを用いたナレッジグラフの表現例

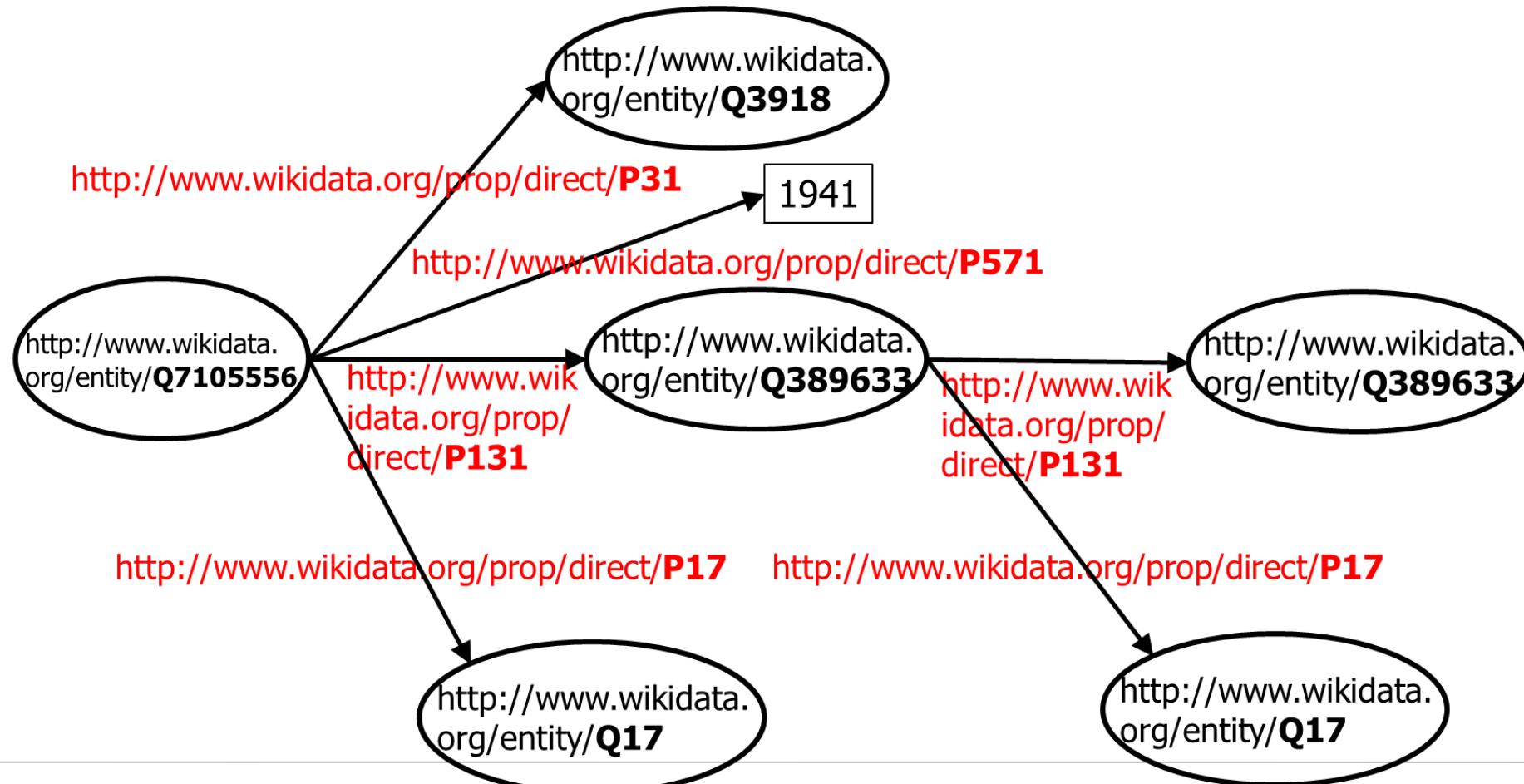
<http://www.wikidata.org/entity/Q7105556> (大阪電気通信大学)

に関するナレッジグラフの一部([Wikidata](#)より)



RDFを用いたナレッジグラフの表現例

RDFではすべてのデータがIRIで表現されるため、
「IRIによるデータへのアクセス」や
「データセットを横断したリンク」が可能



招待講演の枠組み

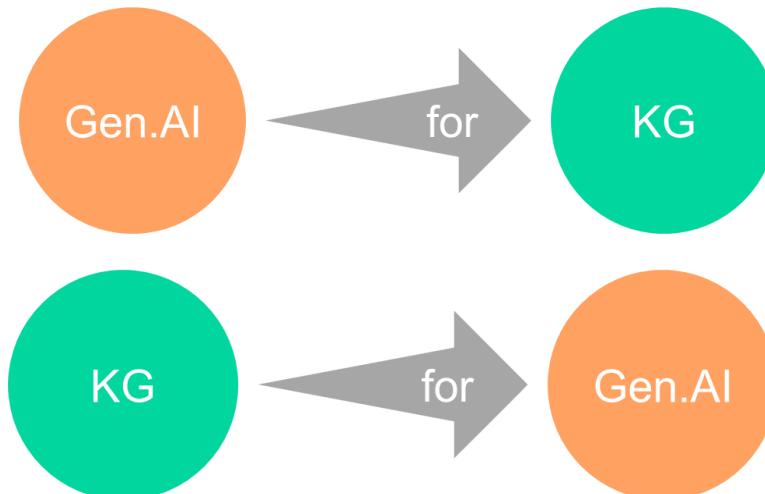
Gen.AI

(あなたにとっての生成AIとは)

KG

(あなたにとってのKGとは)

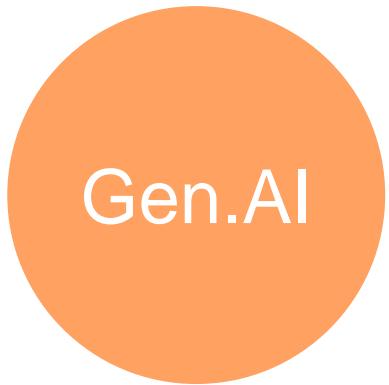
ナレッジグラフと生成AIの関わり、
それぞれの活かしどころ



- 古崎 晃司
(大阪電気通信大学 教授)
- 福田 賢一郎
(産業技術総合研究所 研究チーム長)
- 森田 武史
(青山学院大学 教授)
- 広田 航
(ストックマーク ユニットリーダー)
- 黒川 茂莉
(KDDI総合研究所 グループリーダー)

ナレッジグラフ構築のための生成AIの活用

大阪電気通信大学 古崎 晃司



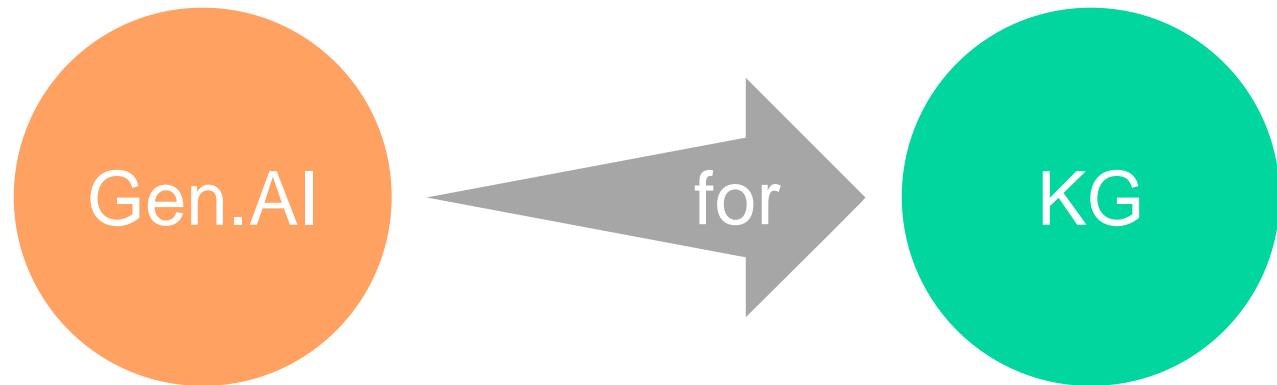
(あなたにとっての生成AIとは)

1. 自然言語を用いたインターフェース
2. 知識を手軽に得るための情報源
3. 生成内容の適切な理解・検証が必要

KG

(あなたにとってのKGとは)

1. 知識を適切に扱うためのAI技術
2. 正確な知識を得るために体系化された情報源
3. 知識の量・品質に応じた構築コストが必要



1. ナレッジグラフ推論チャレンジ ～生成AI時代のナレッジグラフ構築技術～

- 応募作品紹介①：推理小説KGのトリプル構築
- 応募作品紹介②：オントロジー自動構築

ナレッジグラフ推論チャレンジ

■ナレッジグラフ推論チャレンジとは

- AIシステムが判断に至った理由を説明できる（解釈可能性を有する）AI技術に関する技術の普及と体系化を行うことを目的とした技術コンテスト

■運営主体

- 人工知能学会 セマンティックウェブとオントロジー（SWO）研究会
- NEDO「実世界に埋め込まれる人間中心の人工知能技術の研究開発」
人と共に進化するAIシステムの基盤技術開発（FY2020-24）

■開催履歴・変遷

- 2018～2022：国内版4回、国際版1回
【タスク】シャーロック・ホームズの推理小説のナレッジグラフ（運営が提供）を用いて「事件の真相を推理」し、その理由と共に説明する
- 2023：生成AI時代のナレッジグラフ構築技術**
【タスク】言語モデルによる生成AIを用いたナレッジグラフ構築技術の開発
- 2022-2023【実社会版】：国内版1回、国際版1回
 - 生活行動における安全・安心を題材に、動画とKGを双方を用いたタスクを設定

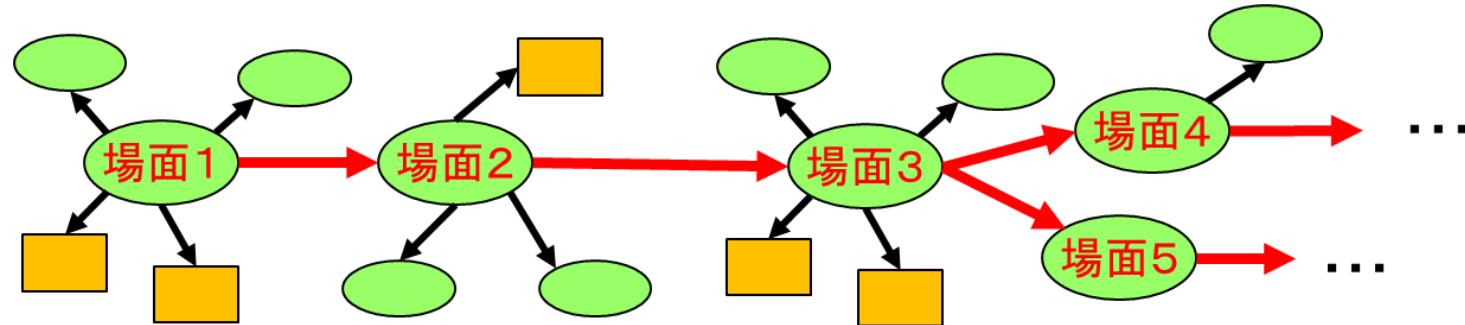
ナレッジグラフ推論チャレンジ ～生成AI時代のナレッジグラフ構築技術～

■推理小説部門

- これまでの推論チャレンジで構築・公開してきた「シャーロックホームズの小説を対象としたナレッジグラフ」と『同等のもの』もしくは『より高品質なもの』を構築する



「ホームズ」の小説



場面の流れを表した「ナレッジグラフ」

■一般部門

- 対象領域を問わない任意のナレッジグラフを構築
- グラフ構造で表された様々な知識（ナレッジグラフ）を幅広く対象

応募作品例【推理小説部門】

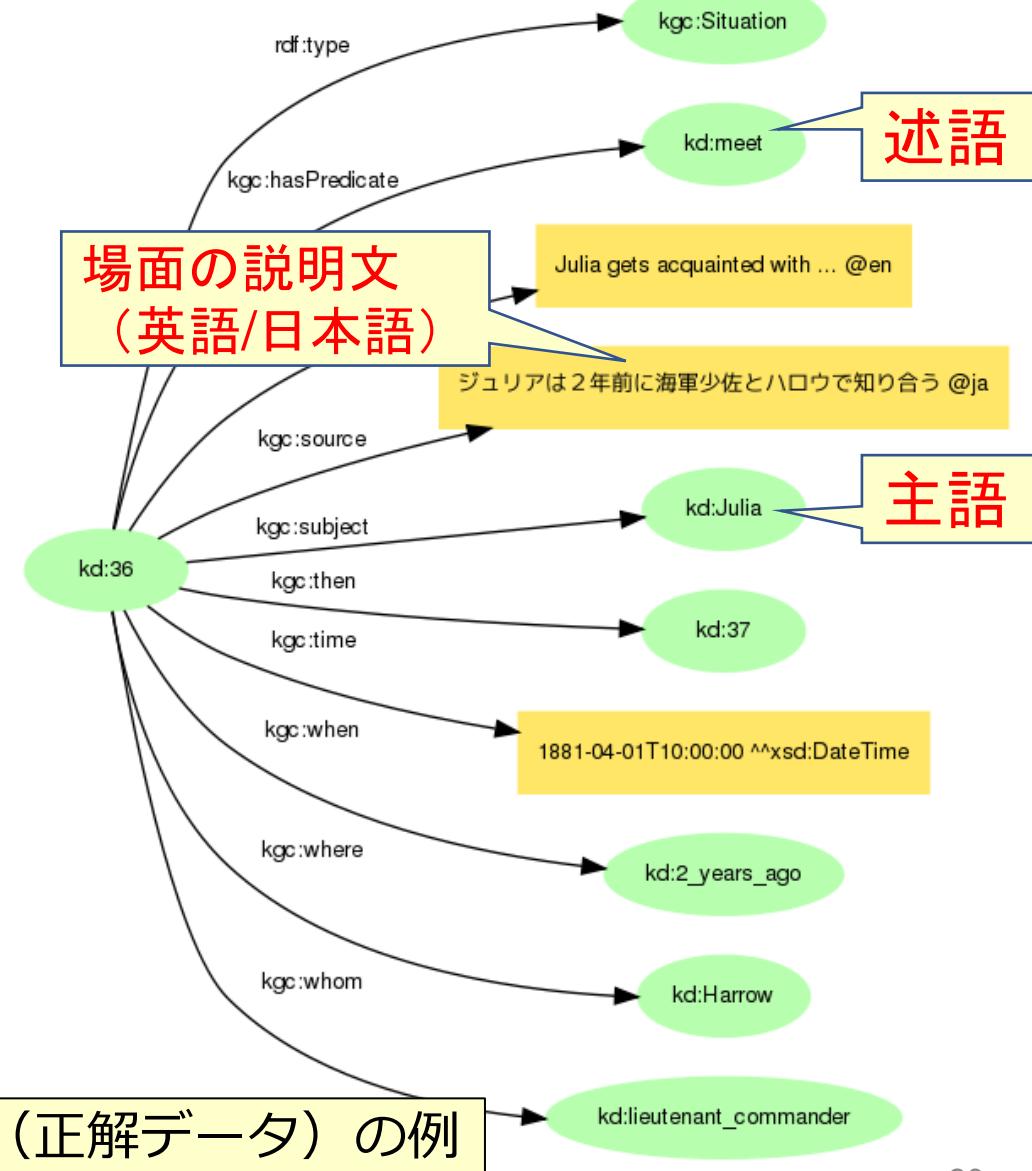
：堀田将吾（大阪電気通信大学）

■提案手法

- 推理小説のKGにおける各場面の説明文（日本語および英語）から、場面を構成するトリプル（主語、述語、目的語の組）を生成
- 利用した言語モデル：Llama 2
- トリプルの生成に用いる制御用のプロンプトの条件となる要素を組み合わせ、計84種類を比較

■生成されたトリプルの評価

- 元KG（正解データ）との類似度をBERTで計算し、類似度0.82以上を正解と判定
- 最も正解率が高いプロンプトの正解率は、
全体：22.2% 主語：70.7%
述語：39.4% 目的語：34.3%



応募作品例【一般部門】オントロジーの自動構築

：鈴木陽太（大阪電気通信大学）

- 大規模言語モデルを用いた、**汎用的なオントロジーの自動構築**
- ※オントロジー：概念の一般的な関係性を体系化したナレッジグラフ
- 対象とするオントロジーの最上位概念を入力すると、GPT-4 Turbo(OpenAIのAPIを利用)を用いたZero-shotのプロンプトにより、is-a階層（分類階層），および、それぞれの概念が持つ関係性（スロット）を**再帰的に生成**

入力（1段目） is-aの構築に用いるプロンプト

家具

OOのsubclassを単語で列挙
フォーマット
・△△
・△△
必ず以下の条件を守ること
個数：〇個（ツールで指定）
OOに関連する内容であること

2段目以降
を再帰的
に入力

出力

取得データ例(家具)

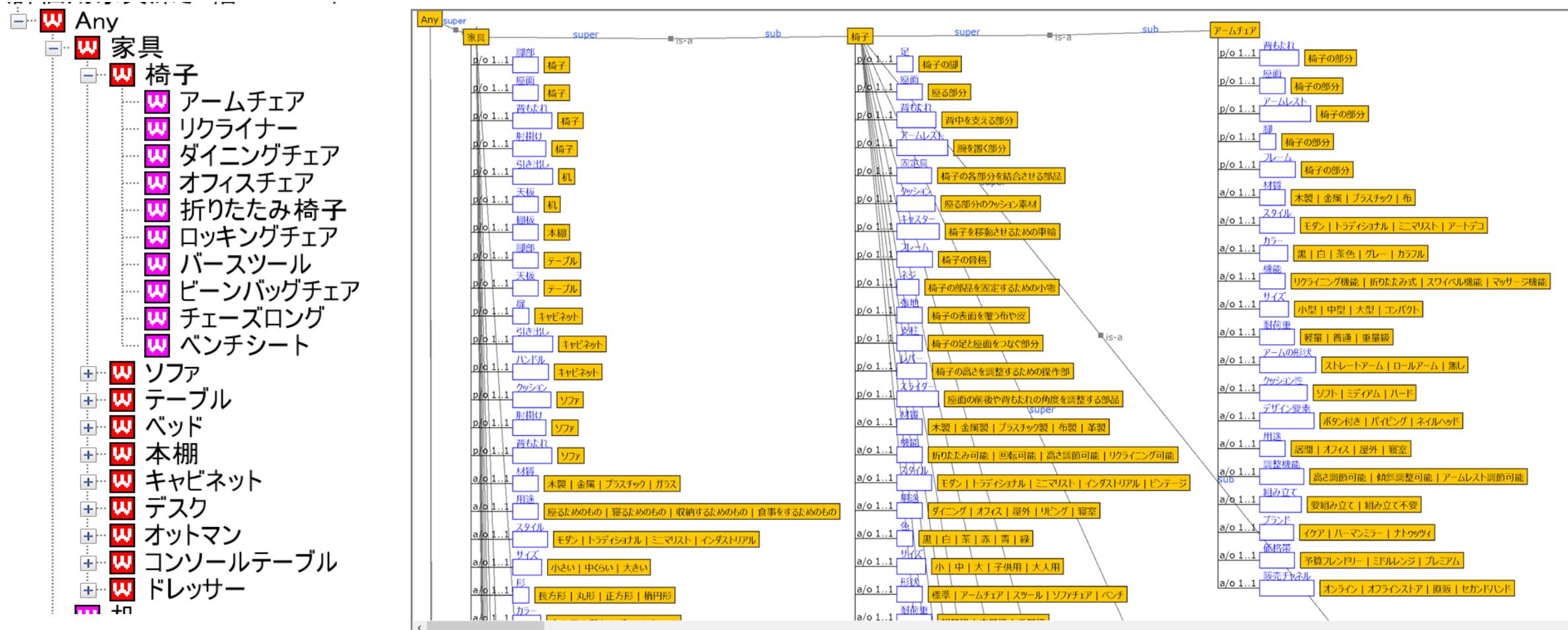
・椅子
・テーブル
・ソファ
・ベッド
・キャビネット

応募作品例【一般部門】オントロジーの自動構築

：鈴木陽太（大阪電気通信大学）

家具オントロジーの構築例

（入力単語：家具、深さ3・幅10、下位概念：107個、スロット：2583個）

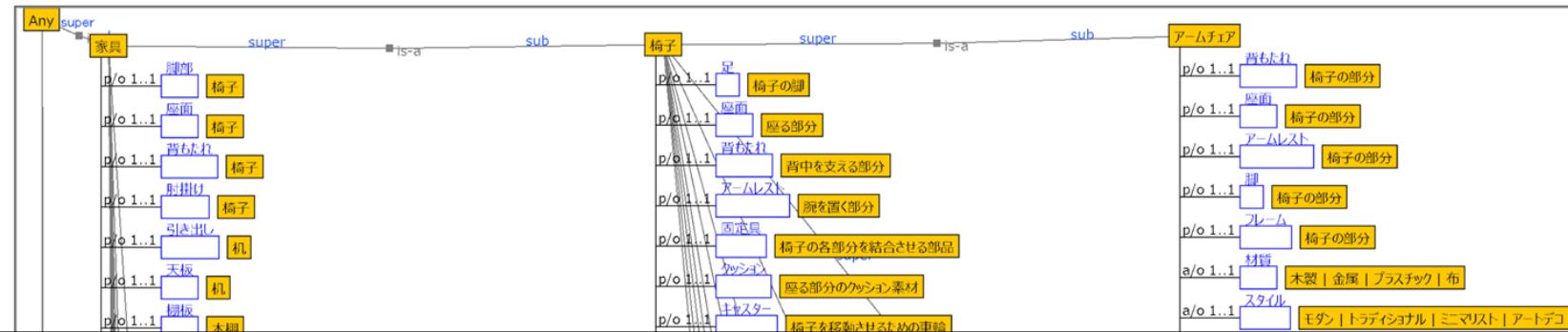
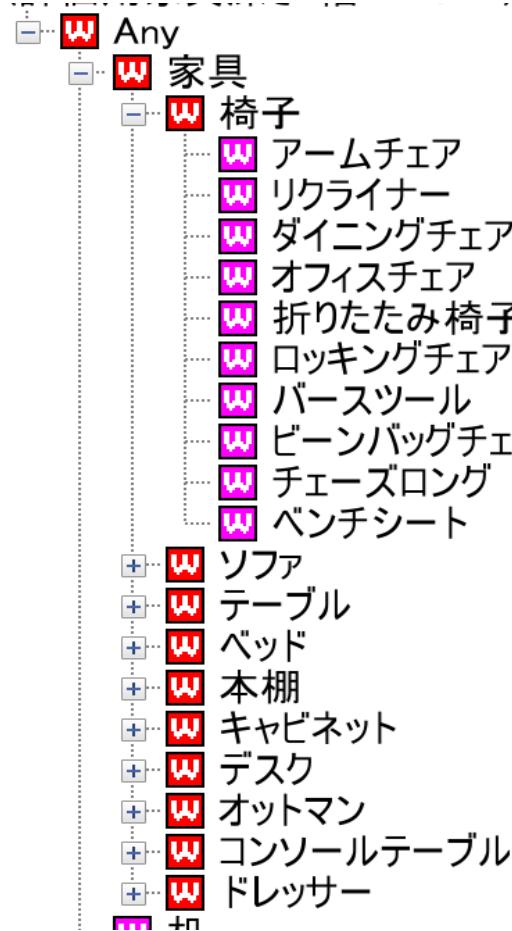


応募作品例【一般部門】オントロジーの自動構築

：鈴木陽太（大阪電気通信大学）

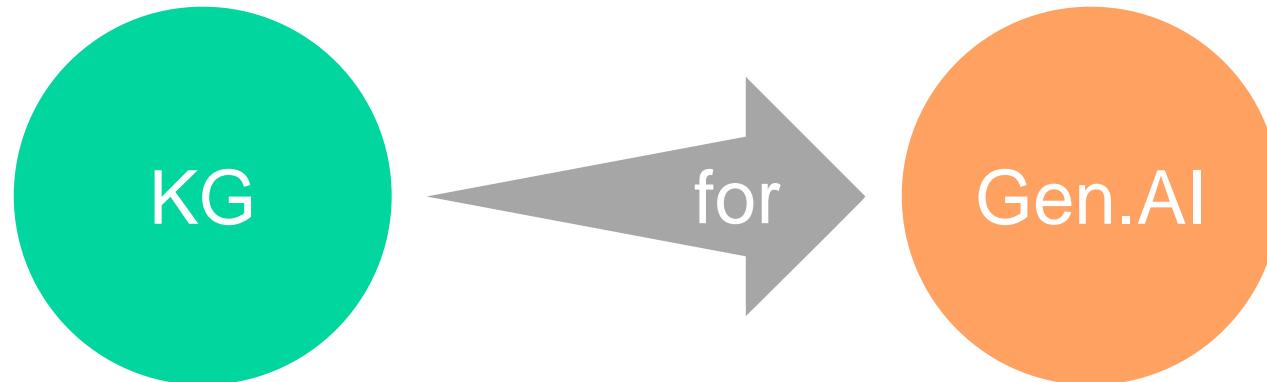
家具オントロジーの構築例

（入力単語：家具、深さ3・幅10、下位概念：107個、スロット：2583個）



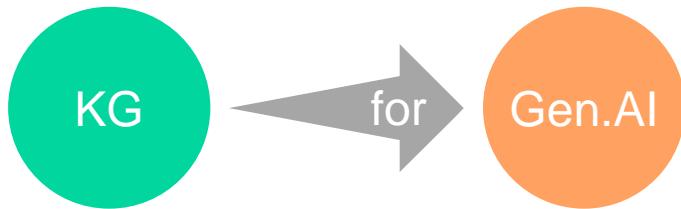
提案手法の評価：

- 具体的な構築事例として、
気候変動、食品、家具の3種類のオントロジーを構築
- 気候の専門家を含む被験者による**アンケート評価**により、
構築されたオントロジーの妥当性を評価
 - is-a階層：気候変動は**約10%**、食品と家具は**80-100%**
 - 関係性（スロット）：いずれの事例についても、**80-90%**



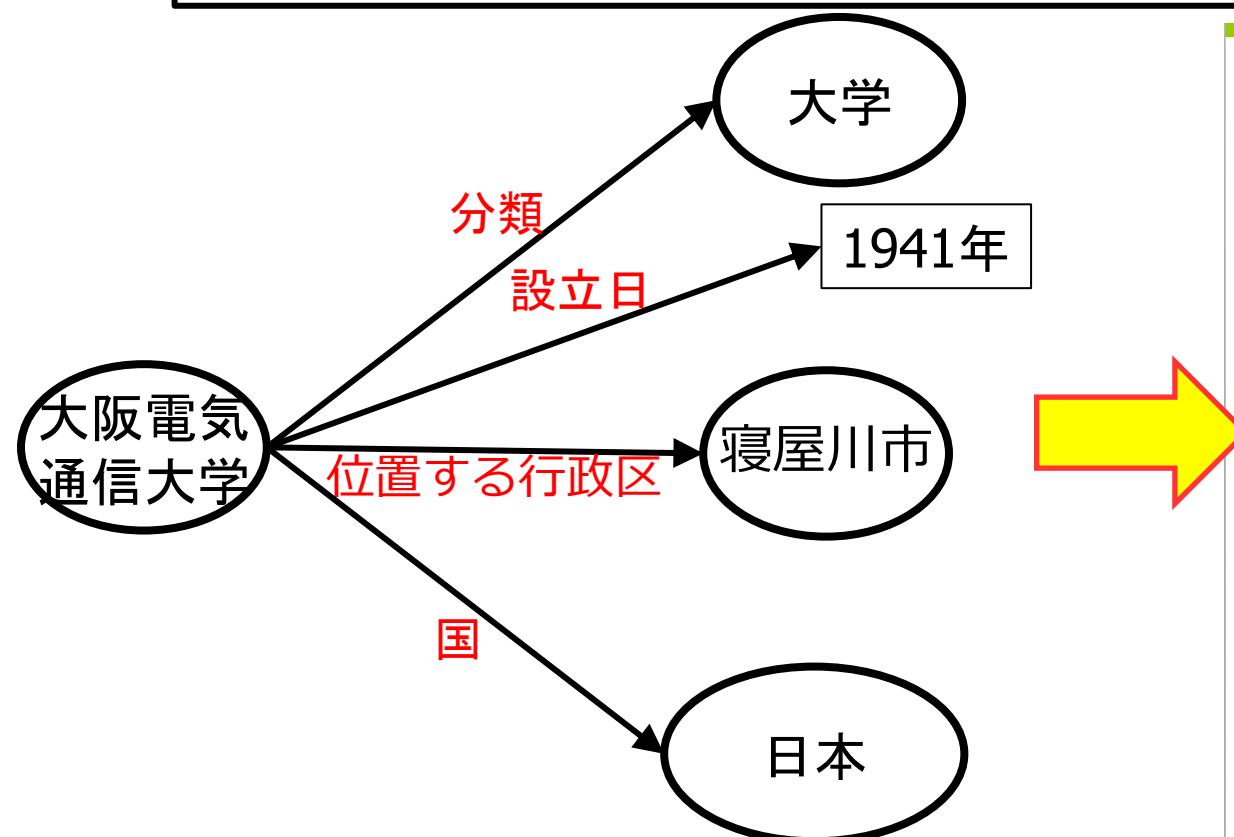
1. Wikidataを用いたChatGPTの評価

- Wikidataを用いたファクト情報とChatGPTの回答の比較
- Wikidataを用いたQAとChatGPTの回答の比較



Wikidataを用いたChatGPTの評価

ナレッジグラフを用いることで「**ファクト情報**」に関する
「正確な知識」を「**根拠つき**」で得ることが切る



質問文：
 大阪電気通信大学の所在地は？

クエリの表示 非表示

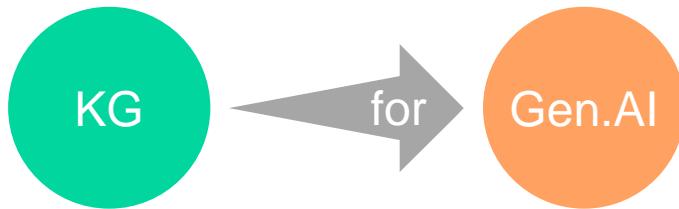
質問する

「〇〇の□□は？」という形の文で質問して下さい。

寝屋川市 [[Wikidata](#)]

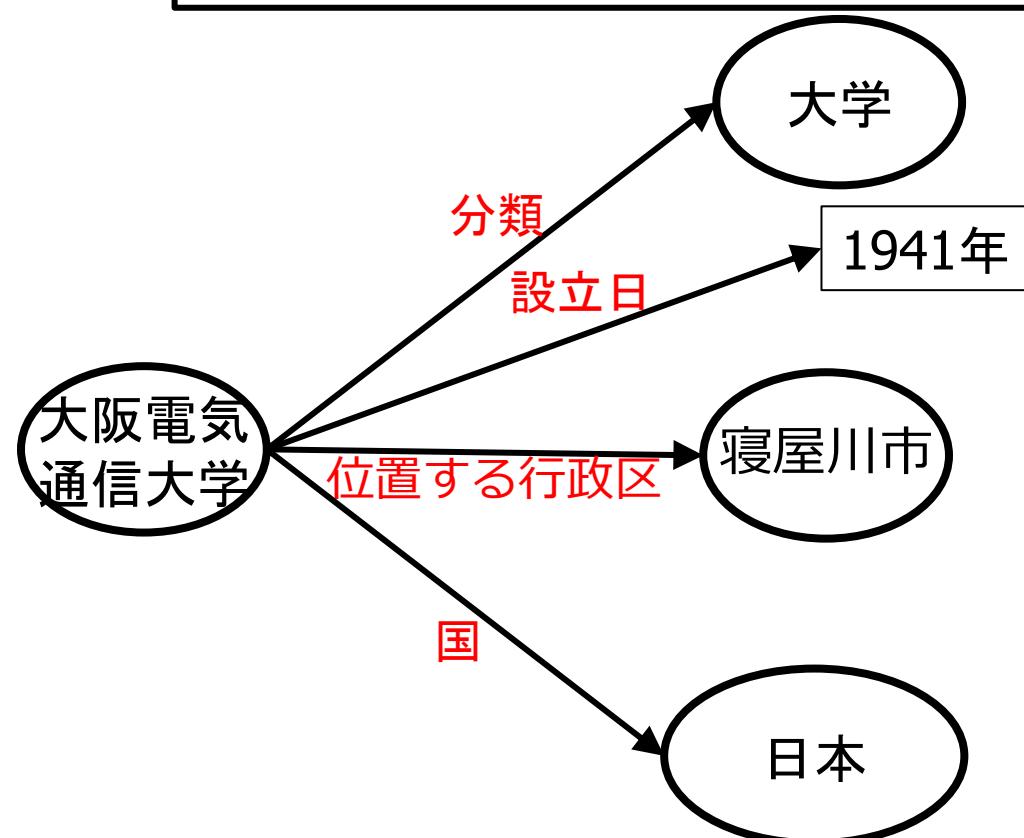
です。

情報源：大阪電気通信大学のWikidata
<http://www.wikidata.org/entity/Q7105556>



Wikidataを用いたChatGPTの評価

ナレッジグラフを用いることで「**ファクト情報**」に関する
「正確な知識」を「**根拠つき**」で得ることができる

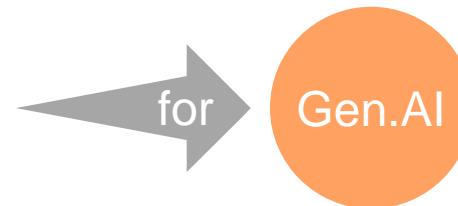


KGQA と呼ばれる
 (Knowledge Graph
 Question Answering)

質問
 大阪
 クエリ
 質問
 「○」
 寝屋川市 [Wikidata]

です。

情報源：大阪電気通信大学のWikidata
<http://www.wikidata.org/entity/Q7105556>



Wikidataを用いたChatGPTの評価

質問文：

大阪電気通信大学の所在地は？

ChatGPTに同じ質問をすると？

クエリの表示 非表示

質問する

「〇〇の□□は？」とい

寝屋川市[\[Wikidata\]](#)

です。

情報源：[大阪電気通信大学](http://www.wikidata.org)
(<http://www.wikidata.org>)

ChatGPT 3.5 ▼

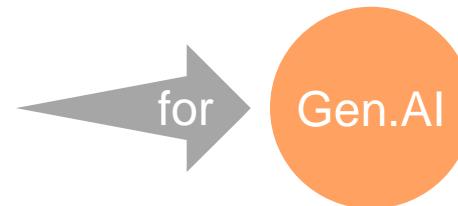
GPT3.5(ブラウザ版)では**間違え**
(2024/5/28実行)

大阪電気通信大学の所在地は？



大阪電気通信大学の所在地は、日本の**大阪府豊中市**です。





Wikidataを用いたChatGPTの評価

質問文：

大阪電気通信大学の所在地は？

ChatGPTに同じ質問をすると？

クエリの表示 非表示

質問する

「〇〇の□□は？

寝屋川市[\[Wiki\]](#)

です。

情報源：大阪電

<http://www>

ChatGPT 3.5 ▼



ChatGPT 4 ▼



GPT4(ブラウザ版)では正解
(2024/5/28実行)

大阪電気通信大学の所在地は？



大阪電気通信大学の所在地は、日本の大阪府寝屋川市にあります。

KG

for

Gen.AI

Wikidataを用いたChatGPTの評価

質問文：

大阪電気通信大学の所在地は？

ChatGPTに同じ質問をすると？

クエリの表示 非表示

質問する

「〇〇の□□は？」

寝屋

です

情報
(ht)

ChatGPT 3.5 ▼

ChatGPT 4 ▼

ChatGPT 4o ▼

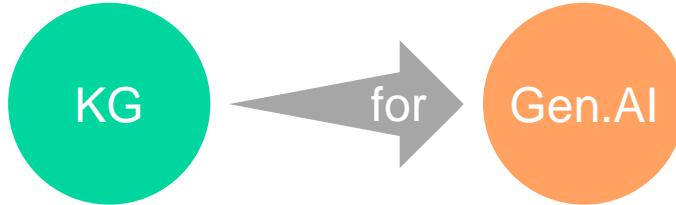


大阪電気通信大学 (Osaka Electro-Communication University) は、日本の大坂府にあります。具体的な所在地は以下の通りです：

- 寝屋川キャンパス：大阪府寝屋川市初町18-8
- 四条畷キャンパス：大阪府四條畷市清滝1130-70

これらのキャンパスが主要な所在地です。

GPT4o(ブラウザ版)では
より正確な回答
(2024/5/28実行)



Wikidataを用いたChatGPTの評価

■ナレッジグラフを用いた生成AIの評価

- KGから得られる「ファクト情報」と
生成AIから得られる回答を比較して、生成AIの評価を行う

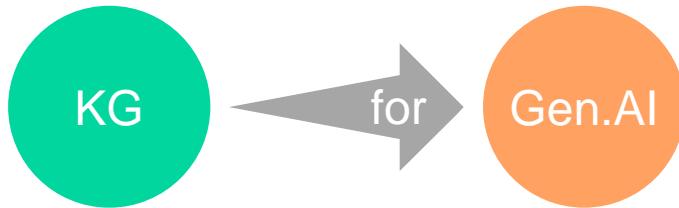
■Wikidataを用いたChatGPTの評価

- 事例① **KGのファクト情報 × 生成AI**

：Wikidataから様々な分野の知識を取得し、ChatGPTの回答と比較

- 事例② **KGQAによる回答 × 生成AI**

：同じ質問応答をKGと生成AIで行い、性能を比較する



Wikidataを用いたファクト情報と ChatGPTの回答の比較

Wikidataでの検索結果 と ChatGPTの回答を比較

Wikidata Query Service

例 ヘルプ 他のツール クエリビルダー 文 日本語

```

1 select ?s ?sLabel ?o ?oLabel ?o2Label ?o3Label
2 where {
3   ?s wdt:P31 wd:Q3918 . # ?sの「分類」が「大学」
4   ?s wdt:P17 wd:Q17 . # ?sの「国」が「日本」
5   ?s wdt:P571 ?o . # ?sの「設立」を?oとする
6   ?s wdt:P131 ?o2 . # ?sの「所在地」を?o2とする
7   SERVICE wikibase:label { bd:serviceParam wikibase:language "[AUTO_LANGUAGE],ja". }
8 }
```

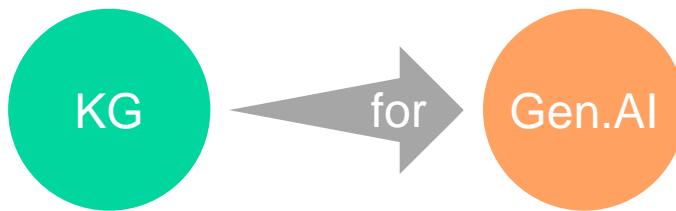
wd:Q615301	日本医科大学	1876年1月1日	1876-01-01T00:00:00Z	東京都
wd:Q616359	青山学院大学	1949年1月1日	1949-01-01T00:00:00Z	東京都
wd:Q616359	青山学院大学	1949年1月1日	1949-01-01T00:00:00Z	渋谷区
wd:Q651233	大阪大学	1931年5月1日	1931-05-01T00:00:00Z	大阪府
wd:Q684783	金沢大学	1949年5月31日	1949-05-31T00:00:00Z	石川県
wd:Q684783	金沢大学	1949年5月31日	1949-05-31T00:00:00Z	金沢市
wd:Q685781	広島市立大学	1994年1月1日	1994-01-01T00:00:00Z	広島市
wd:Q685781	広島市立大学	1994年1月1日	1994-01-01T00:00:00Z	広島県

大山 You

- ・大学名,設立年,設立日,設立日,所在都道府県,所在市町村,公式Webサイトの順に,で区切って回答してください。
- ・市町村名より詳しい住所は不要です
- ・不明な場合は、?とします。

ChatGPT

国際大学,1950,9,1,東京都,三鷹市,<https://www.icu.ac.jp/>



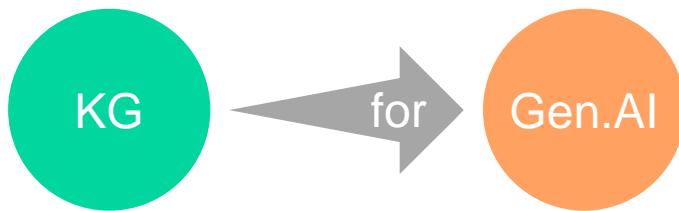
Wikidataを用いたファクト情報と ChatGPTの回答の比較

ChatGPT3.5（2023年1月時点）での仮の比較結果

	調査した分野	インスタンス数	一致率
1	日本の大学	798	0.6% ~ 32.7%
2	日本の連載漫画	368	16.0%
3	日本の俳優	2,019	0.0% ~ 26.8%
4	JR西日本、東日本	2,736	0.1% ~ 15.9%
5	日本の文学作品	1,365	1.9%
6	日本の政治家	7,242	0.0% ~ 0.0%
7	J-POP	037	14.0% ~ 21.7%
8	川	325	1.7% ~ 4.5%
9	日本のアニメ映画	594	2.5%
10	山	683	0.1% ~ 1.3%
	合計	18,167	

一致判定のアルゴリズムが
不完全であるものの...
あまり良い結果は得られず

GPT4で比較中...
→大幅な性能向上をしている
傾向あり



Wikidataを用いたKGQAと ChatGPTの回答を比較

一問一答のクイズ問題を用いた回答の比較結果

WikidataによるKGQA

	1番目	頻度	手作業	WebGPT	GPT3.5	GPT4.0
完答数	72	73	110	114	112	157
要絞り込み	30	41	3	7	4	3
不正解数	98	86	87	79	84	40
完答率	36.0%	36.5%	55.0%	57.0%	56.0%	78.5%
正解率	51.0%	57.0%	56.5%	60.5%	58.0%	80.0%
不正解率	49.0%	43.0%	43.5%	39.5%	42.0%	20.0%

実世界に埋め込まれるAIに向けた知識グラフ

産業技術総合研究所 福田 賢一郎

自己紹介：福田賢一郎

■ 所属：

- 産業技術総合研究所 人工知能研究センター
データ知識融合研究チーム 研究チーム長
- 電気通信大学 連携教授
- 東北大学 非常勤講師

■ 人工知能学会 活動

- セマンティックウェブとオントロジー研究会 専門委員
- OS-26 “日常生活知識とAI”

■ 専門分野

- 知識表現

■ 研究領域

- 知識ベース、オントロジー、自然言語処理、
ロボティクス、バイオインフォマティクス、
サービス工学など

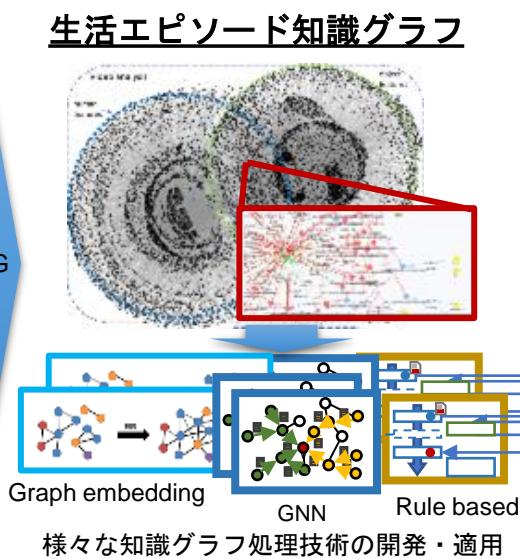
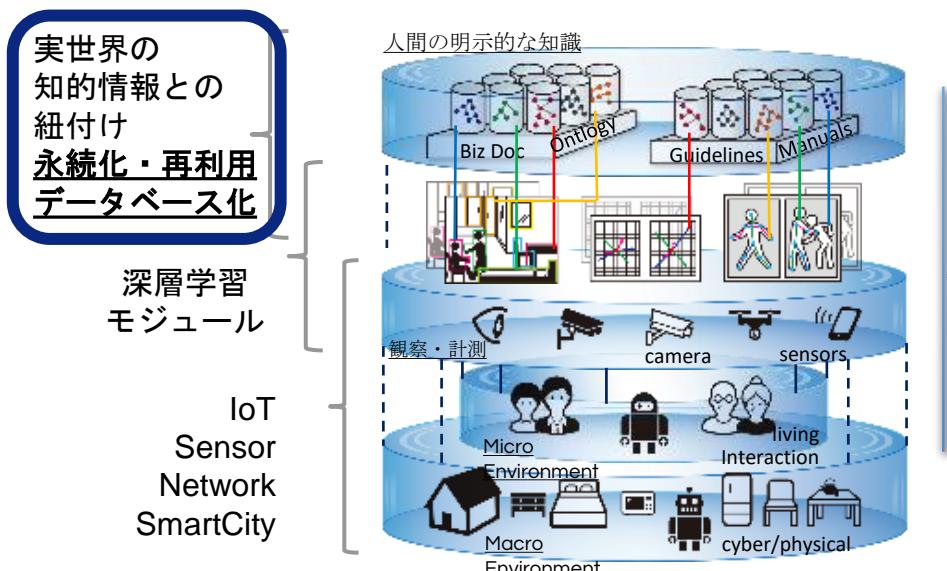
NEDO PJ 「実世界に埋め込まれる人間中心の人工知能技術の研究開発」

■ NEDO 「実世界に埋め込まれる人間中心の人工知能技術の研究開発」

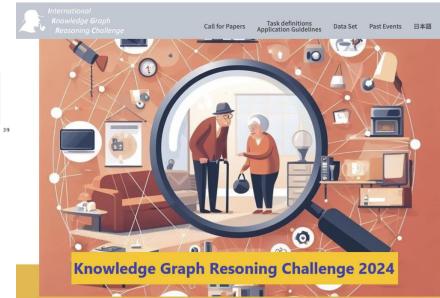
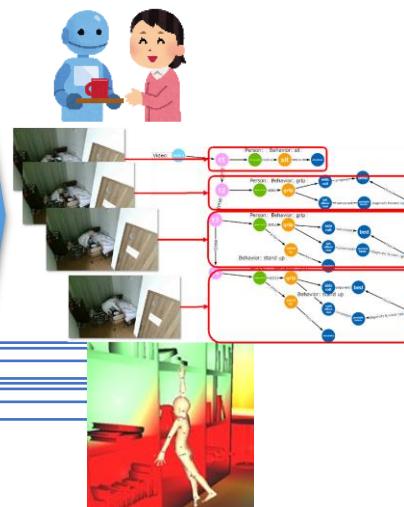
人と共に進化するAIシステムの基盤技術開発（FY2020-24）

・人とAIの間の狭いチャンネルを拡げる研究開発

- ・人↔外界↔AI
- ・人⇒AI（生活の安全、安心のためのデータ知識融合フレームワーク）
- ・AI←人



状況を認識した
人間中心AI



Knowledge Graph Reasoning Challenge 2024

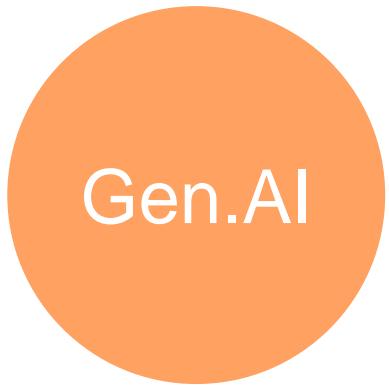
ナレッジグラフ推論チャレンジの年表

題材	応募対象	FY2018	FY2019	FY2020	FY2021	FY2022	FY2023
推理小説 or 自由	LLMによるKG の自動構築				発展		生成AI (国内)
推理小説	推理小説KG を用いた説明 可能AI		ナレッジグラフ推論チャレンジ (国内)		学生版 (国内)	IKGRC (国際化)	
家庭内の 日常生活	日常生活動 画・KGを用い た説明可能AI			FY2020夏:産総研AIRC NEDO「実世界」採択 実社会応用にフォーカス		実社会版 (国内)	IKGRC (国際化)

2023年度開催

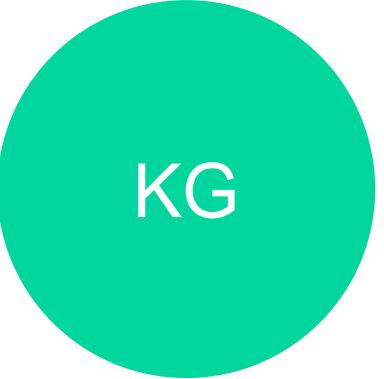
- (国内) ナレッジグラフ推論チャレンジ～生成AI時代のナレッジグラフ構築技術
- ～
- (国際) ナレッジグラフ推論チャレンジ【実社会版】@ IEEE ICSC 2024 2月開催

開催主体：人工知能学会セマンティックウェブとオントロジー研究会企画委員
(産総研、農研機構、大阪電気通信大学、富士通、他)



(あなたにとっての生成AIとは)

1. 今までで一番汎用的な知識処理システム
2. 常識知識（”平均的“な知識）
3. 対話インターフェース

KG

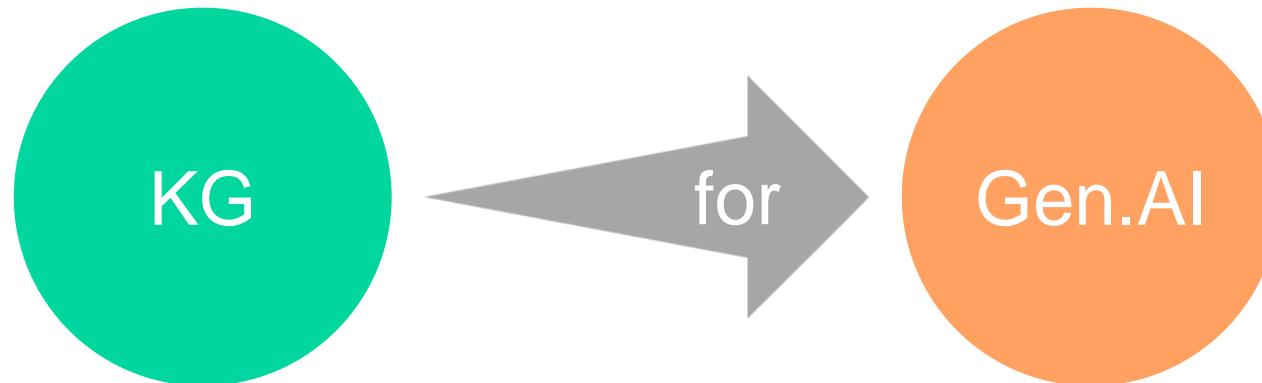
(あなたにとってのKGとは)

1. データベース

1. レアな事例を問合せる（稀だが合致する事例を列挙できる）
2. レイテンシーやコスト

2. ヘテロ（異質）な情報を構造化し統合する仕組み

3. W3C標準のソフトウェア・システム群 (RDF, SPARQL, OWLなど)



-
1. 外部知識を組込むチャンネルの一つ
 2. “個別的な知識”の参照データとして
 1. リアルタイムの生活者（やロボット）の生活動態データなど
 2. 時刻、空間の情報の参照
 3. 企業内データ（帳票、人事、不具合・事故報告、など）
 4. 不確かな状況を判断するためのラベルの構造情報

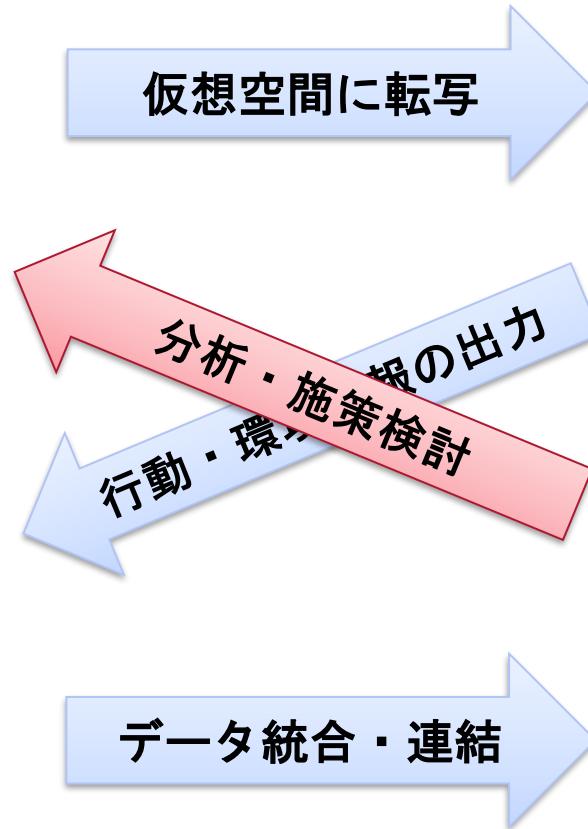
事例 1 : VirtualHome2KG : 日常生活の合成知識グラフ化



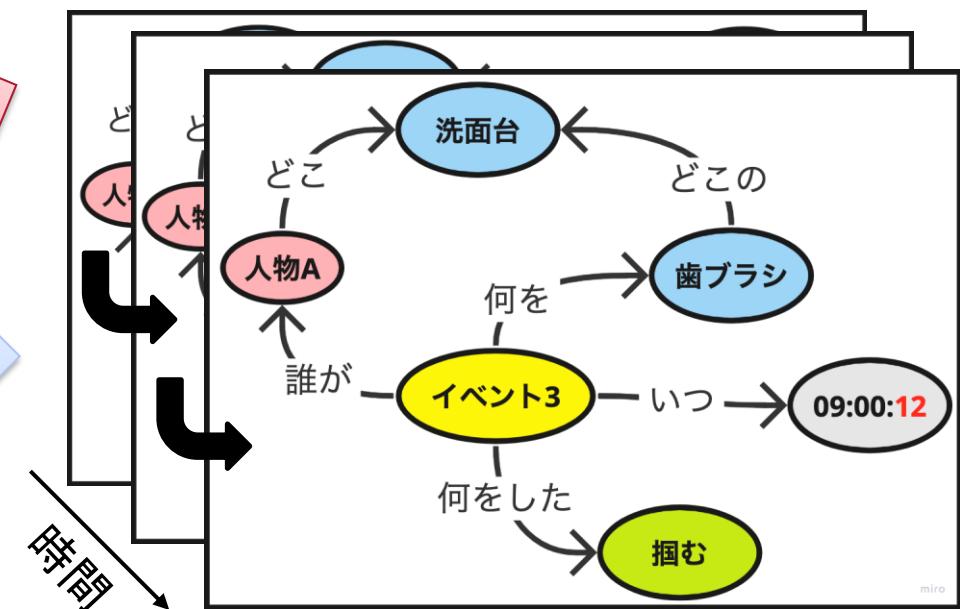
日常生活



異種(ヘテロな)データの蓄積



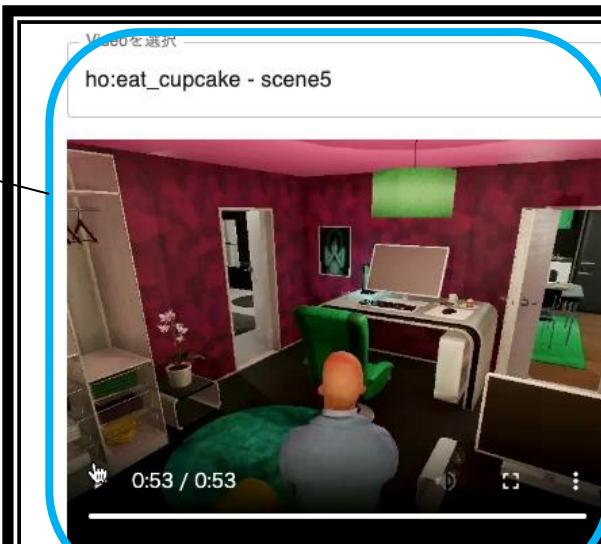
仮想空間シミュレーション



あらゆる出来事・環境の知識グラフ化

事例 1 : VirtualHome2KG : 日常生活の合成知識グラフ化

動画



イベント系列

3	ex:event2_eat_cupcake1_scene5	vh2kg:action/walk	cupcake	19.25
4	ex:event3_eat_cupcake1_scene5	vh2kg:action/grab	cupcake	19.25 ~ 22.36
5	ex:event4_eat_cupcake1_scene5	vh2kg:action/walk	livingroom	22.36 ~ 32.78
6	ex:event5_eat_cupcake1_scene5	vh2kg:action/walk	sofa	32.78 ~ 34.85
7	ex:event6_eat_cupcake1_scene5	vh2kg:action/sit	sofa	34.85 ~ 42.99
8	ex:event7_eat_cupcake1_scene5	vh2kg:action/eat	cupcake	42.99 ~ 52.58

タイムライン

Situation0 Situation1 Situation2 Situation3 Situation4 Situation5 Situation6 Situation7

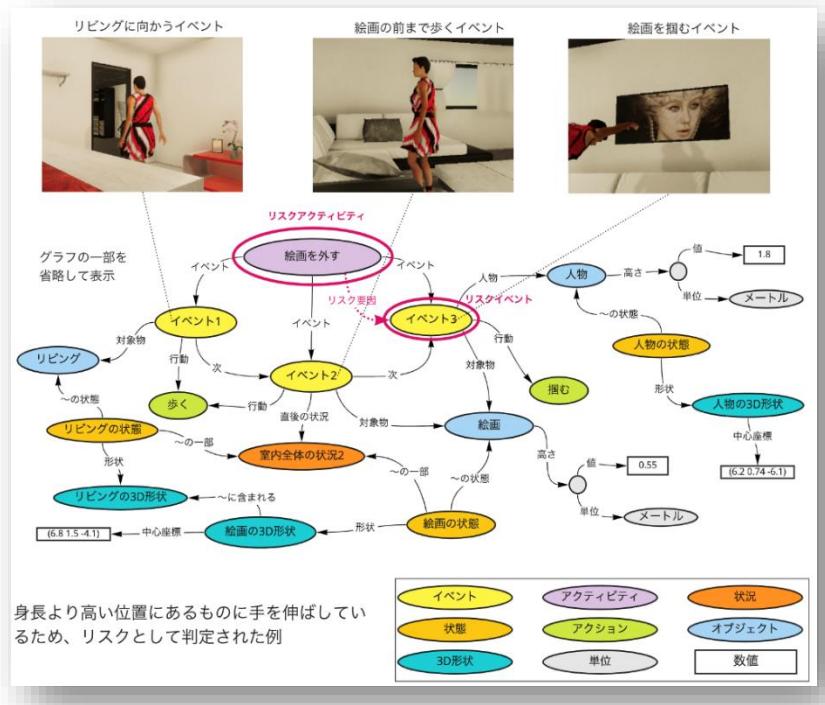
オブジェクトの状態・位置

No.	オブジェクトURI	state	close	facing	inside	on	between	holds	ho
								lh	rh
1	ex:cupcake214_scene5	vh2kg:GRABED	ex:character1_scene5	ex:tv108_scene5 ex:computer109_scene5	ex:livingroom11_scene5				
2	ex:kitchen112_scene5	vh2kg:CLEAN							
3	ex:livingroom11_scene5	vh2kg:CLEAN							
4	ex:sofa25_scene5	vh2kg:CLEAN	ex:character1_scene5	ex:tv108_scene5 ex:computer109_scene5	ex:livingroom11_scene5				

ナレッジグラフ推論チャレンジ【実社会版】

■チャレンジの概要

- データセット=屋内生活行動に関する動画と知識グラフの対
- 複数時空間にまたがって人がなにをしているかを理解することを目指したチャレンジ

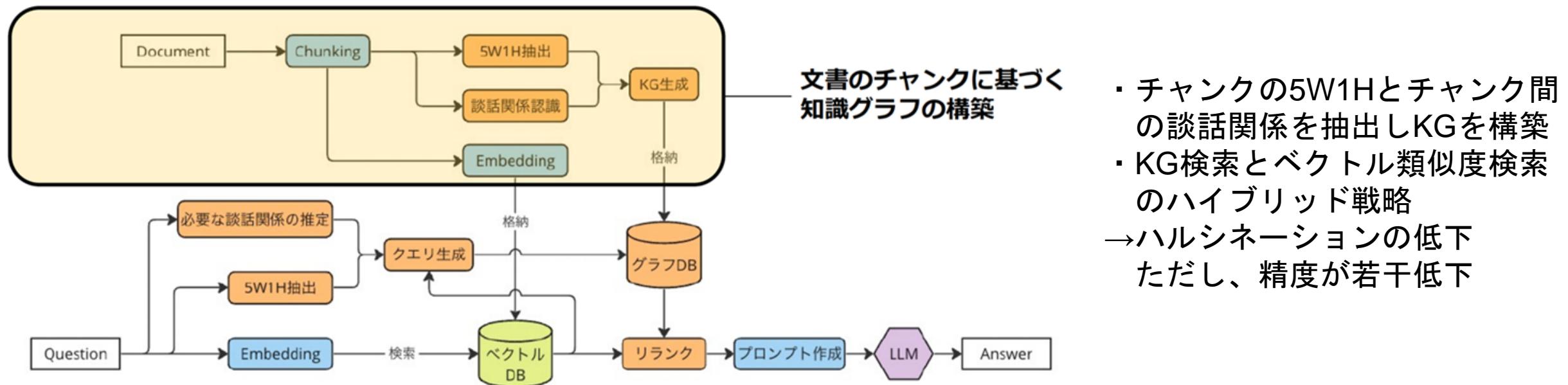
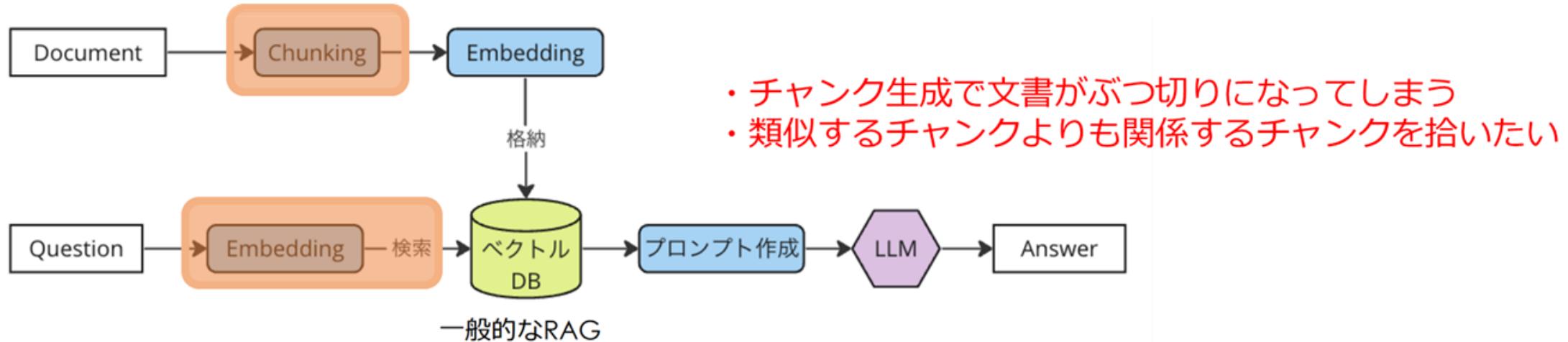


- 応募作品概要および開催概要については
<https://ikgrc.org/>
<https://challenge.knowledge-graph.jp/>

推論チャレンジ【実社会版】で与えられているタスクの例

- Q1：それぞれの部屋に何回入ったか？
 - アクティビティとアクティビティの間の移動は、最短で行われたとする
- Q2：それぞれのアクションを何回行ったか？
- Q3：キッチンに入った後行ったアクションはなにか
 - キッチンに入っていなければ、空
- Q4：キッチンに最初に入る前行ったアクションはなにか
 - キッチンに入っていなければ、空
- など8つのQを設定

事例 2：RAGへの知識グラフの活用



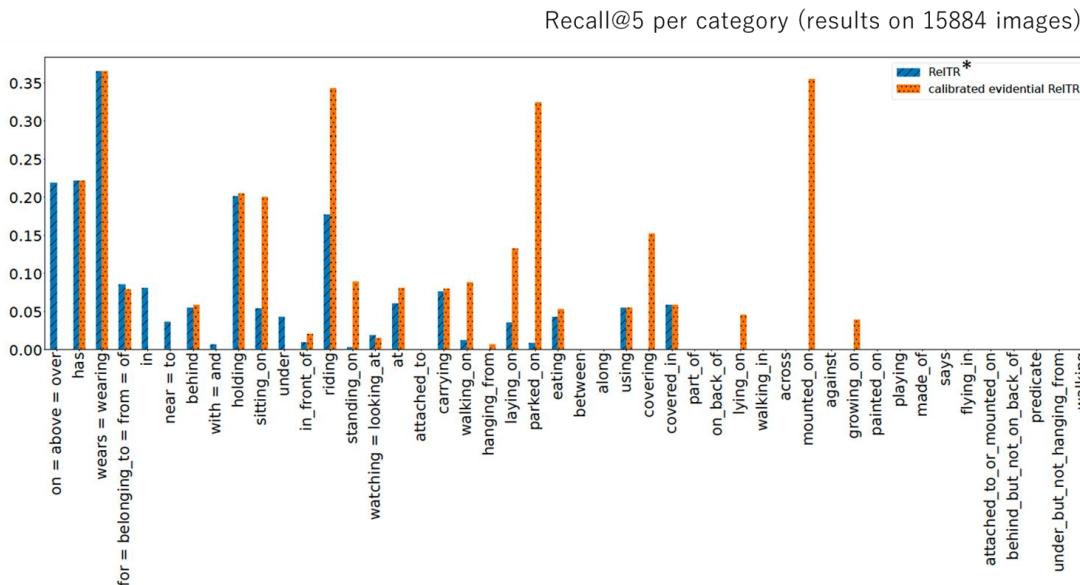
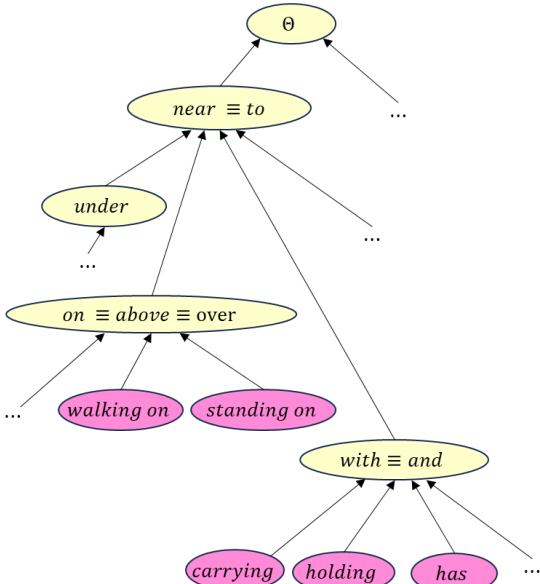
江上周作, 福田賢一郎, 「文書のチャンクに基づく知識グラフを活用したRAG」, 言語処理学会NLP2024, pp. 2455–2460, 3月 2024.

事例 3：シーングラフ生成でのスコアキャリブレーション

- Scene Graph [J. Johnson et al., 2015]: 画像の内容を記述したトリプル<subject, predicate, object>のリストを生成



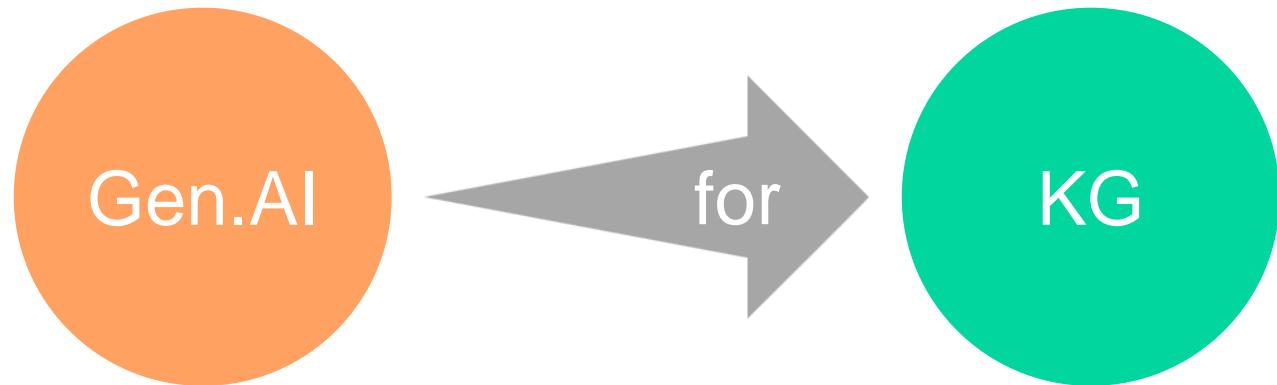
- 画像生成 [J. Johnson et al., 2018], 画像キャプション [X. Yang et al., 2019], 画像意味理解[S. Aditya et al., 2018]や VQA[S. Ghosh et al., 2019]などコンピュータービジョンの様々なタスク
- 課題: より具体的な述語 (sitting onなど)を使わず、情報量の少ない述語 (onなど)が使われる傾向 (Long-tail問題)



*base-line: transformer-based SGG model RelTR [Cong et al., 2023]

Lucie Kunitomo-Jacquin, Ken Fukuda, "Calibration of Evidential Mass Function for Trustworthy Information Processing in Scene Graph Generation", FUZZ-IEEE2024, June, 2024

- 述語間に成立する関係を外部知識として参照
- Dempster-Shafer理論を用いて最終層のスコア計算をキャリブレーション



1. データセット構築支援

1. 常識知識に基づいた日常生活行動データの生成

研究背景：仮想空間を用いたシミュレータ



VirtualHome

X. Puig, et al: VirtualHome: Simulating Household Activities via Programs. In Proc. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2018.

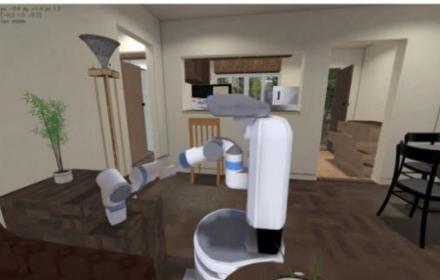
人間の生活行動生成

Physical Interaction with Articulated Objects

More than 500 object models

Sourced from open source datasets and cleaned up

Articulated objects can be operated by agents



iGibson

Li, Chengshu et al. "iGibson 2.0: Object-Centric Simulation for Robot Learning of Everyday Household Tasks." CoRL (2021).



SIGVerse

T. Inamura, Y. Mizuchi.: SIGVerse: A Cloud-Based VR Platform for Research on Multimodal Human-Robot Interaction. Frontiers in Robotics and AI (2021)

人間の生活行動生成



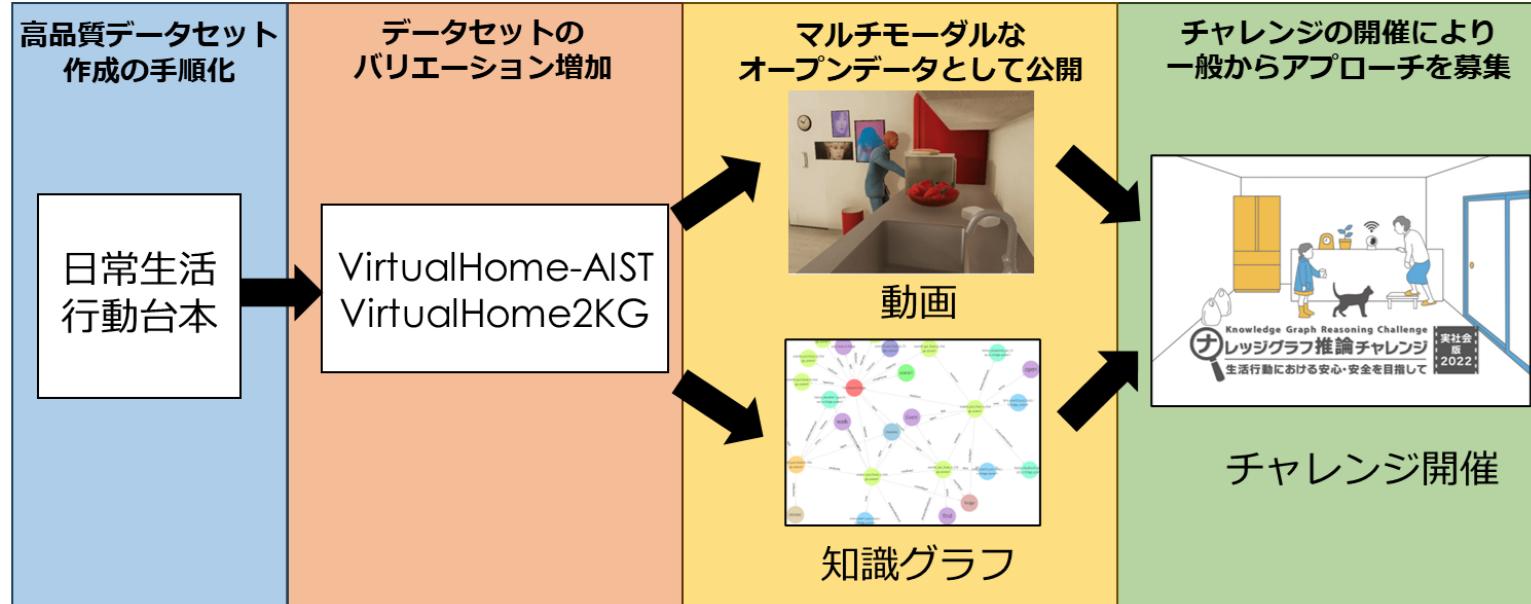
HABITAT 3.0

X. Puig et al., "HABITAT 3.0: A CO-HABITAT FOR HUMANS, AVATARS AND ROBOTS".

- Embodied-AI
 - ナビゲーション
 - リアレンジメント

本研究では人間の生活行動を生成できるVirtualHomeのアプローチに着目

事例：質の高いデータセットの生成の課題解決に向けた取り組み



- 既存研究ではVirtualHome本家の公開データセットの約60%が実行不可能
- 台本自動生成研究SOTAの実行可能率は40%未満
- また、実行できても自然な動きにならないケースが存在
- 高品質なシナリオ・台本の担保が課題**

データセット生成手順

- シナリオデータの作成・修正
- 台本データの作成・修正
- 動画データの生成
- 動画の自然さの確認
- 知識グラフの生成

1
Clean desk Walk to the living room and look around the desk. Find and grab a towel to eliminate any gathered dust on the desk. Take items off the desk to create some clear space. After that, wipe down all surfaces including the top of the desk. Then rearrange or put back the items when we're done to make the desk look neat.

シナリオの例

2
[WALK] <desk> (1)
[WALK] <towel> (1)
[GRAB] <towel> (1)
[WALK] <desk> (1)
[WALK] <mouse> (1)
[GRAB] <mouse> (1)
[TURNTO] <desk> (1)
[WIPE] <towel> (1) <desk> (1)
[PUTOBJBACK] <mouse> (1)
[WALK] <keyboard> (1)
[GRAB] <keyboard> (1)
[TURNTO] <desk> (1)
[WIPE] <towel> (1) <desk> (1)
[PUTOBJBACK] <keyboard> (1)

台本データの例

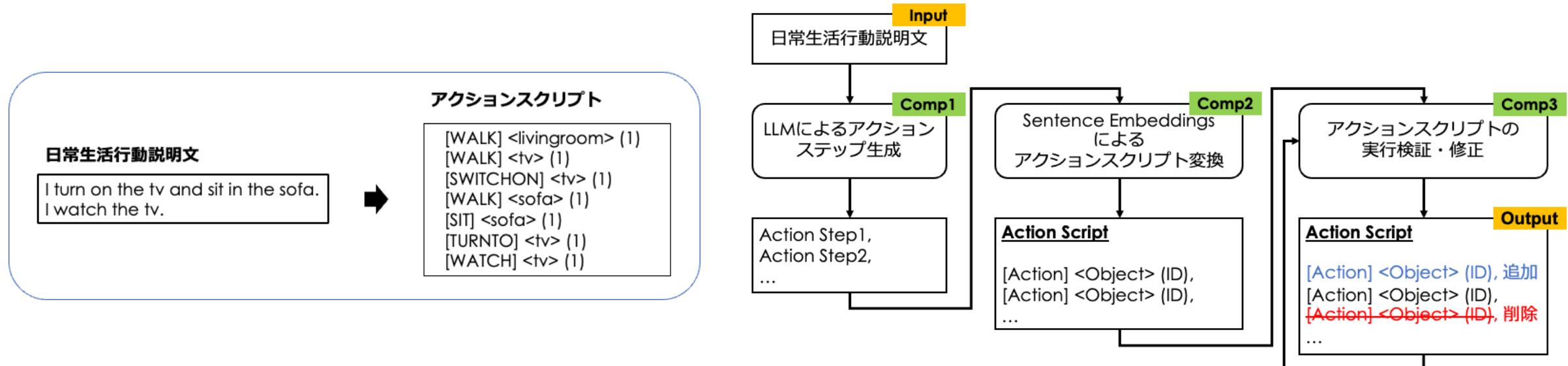


不自然な動画の例

事例：自然言語からのスクリプト自動生成技術

- 自然言語であれば、ユーザーの意図や要求を容易に記述できる
 - 先行研究の実行率は40%を下回っている[Puig+ 2018] [Huang+ 2022]

- LLMを用いたスクリプト自動生成による実行率向上 [Aoyama+ 2023]
 - 類似研究：ロボットのタスクプランニング



生成AIを活用した知識処理

青山学院大学 森田 武史

自己紹介：森田武史

■ 所属：

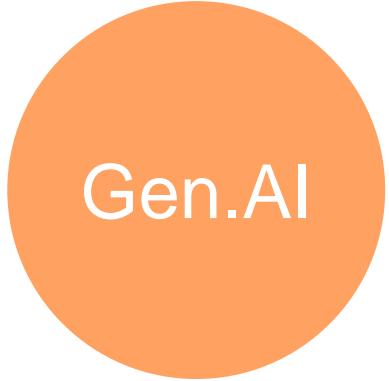
- 青山学院大学理工学部情報テクノロジー学科
- 産業技術総合研究所 人工知能研究センター データ知識融合研究チーム 招聘研究員 兼任

■ 人工知能学会委員等

- 2008年6月-2014年6月：編集委員・広報委員
- 2012年4月-2024年3月：セマンティックウェブとオントロジー研究会
専門委員・幹事・主幹事・主査

■ 専門分野

- 知識工学
- オントロジー工学
- セマンティックWeb
 - 領域オントロジー・知識グラフ構築支援
 - オントロジーと知識グラフに基づくアプリケーション開発



Gen.AI

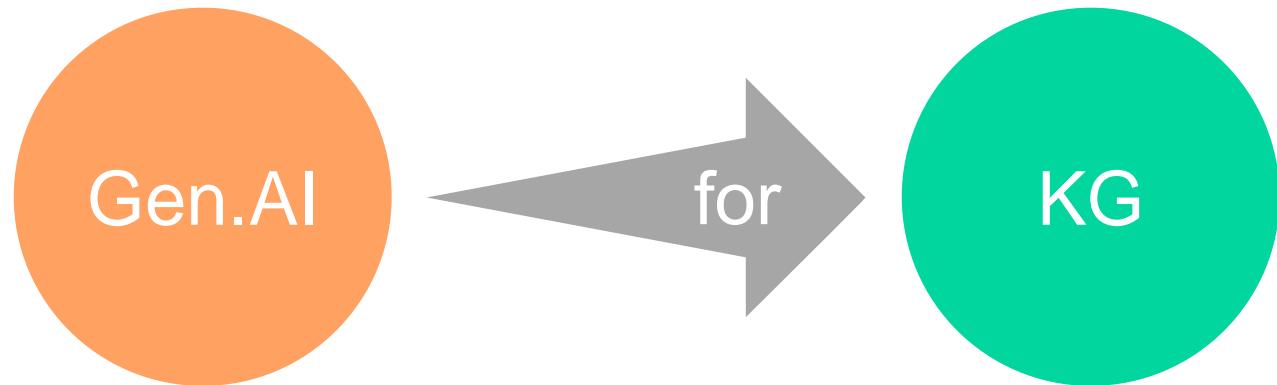
(あなたにとっての生成AIとは)

1. 質問応答・対話システムモジュール
2. 自然言語処理基盤
3. 常識推論エンジン

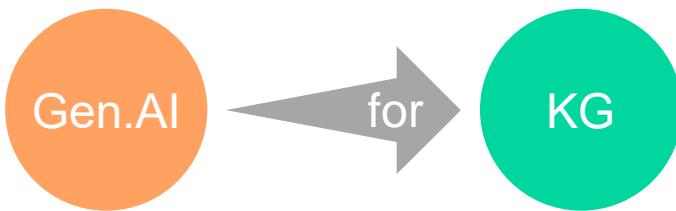
KG

(あなたにとってのKGとは)

1. 知識共有基盤
2. 知識表現
3. 信頼できる情報源



-
1. LLMの常識知識を活用した日常生活データセット自動構築手法
 2. Wikidataを対象としたGPTに基づくエンティティリンク
 3. GPTに基づくユーザの潜在的 requirement の推論と対話型ナビゲーション



事例 1：LLMの常識知識を活用した日常生活データセット自動構築手法

■ナレッジグラフ推論チャレンジ【実社会版】2022

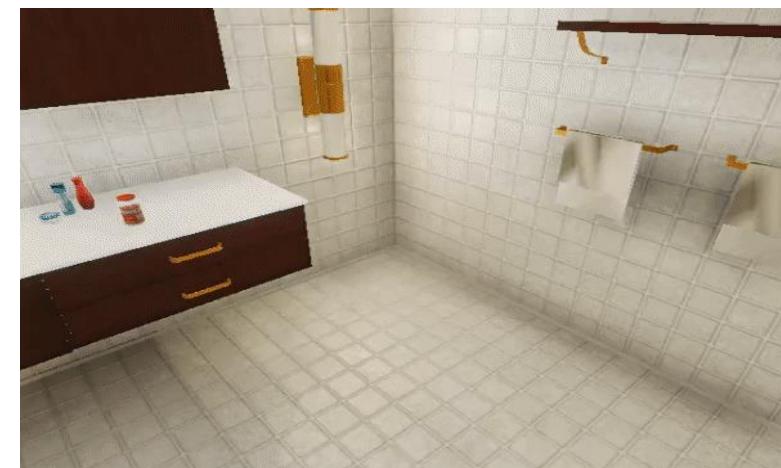
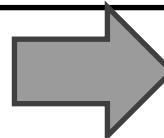
- 高齢者の家庭内における危険な状況を検出して説明するシステムを募集
- タスク 2：生活行動を表現する自然言語による記述から生活行動ナレッジグラフの作成
- VirtualHome2KGを用いてアクションスクリプトから生活行動ナレッジグラフを生成

アクティビティ名：Relax on sofa

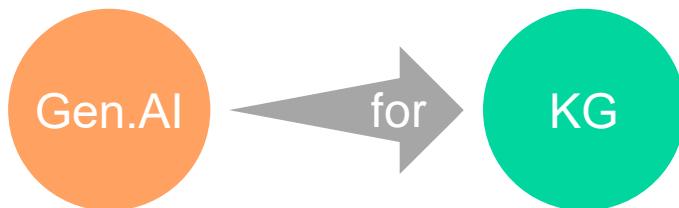
行動説明文：I turn on the tv and sit in the sofa. I watch the tv.

[WALK] <livingroom> (1)
[WALK] <tv> (1)
[SWITCHON] <tv> (1)
[WALK] <sofa> (1)
[SIT] <sofa> (1)
[TURNTO] <tv> (1)
[WATCH] <tv> (1)

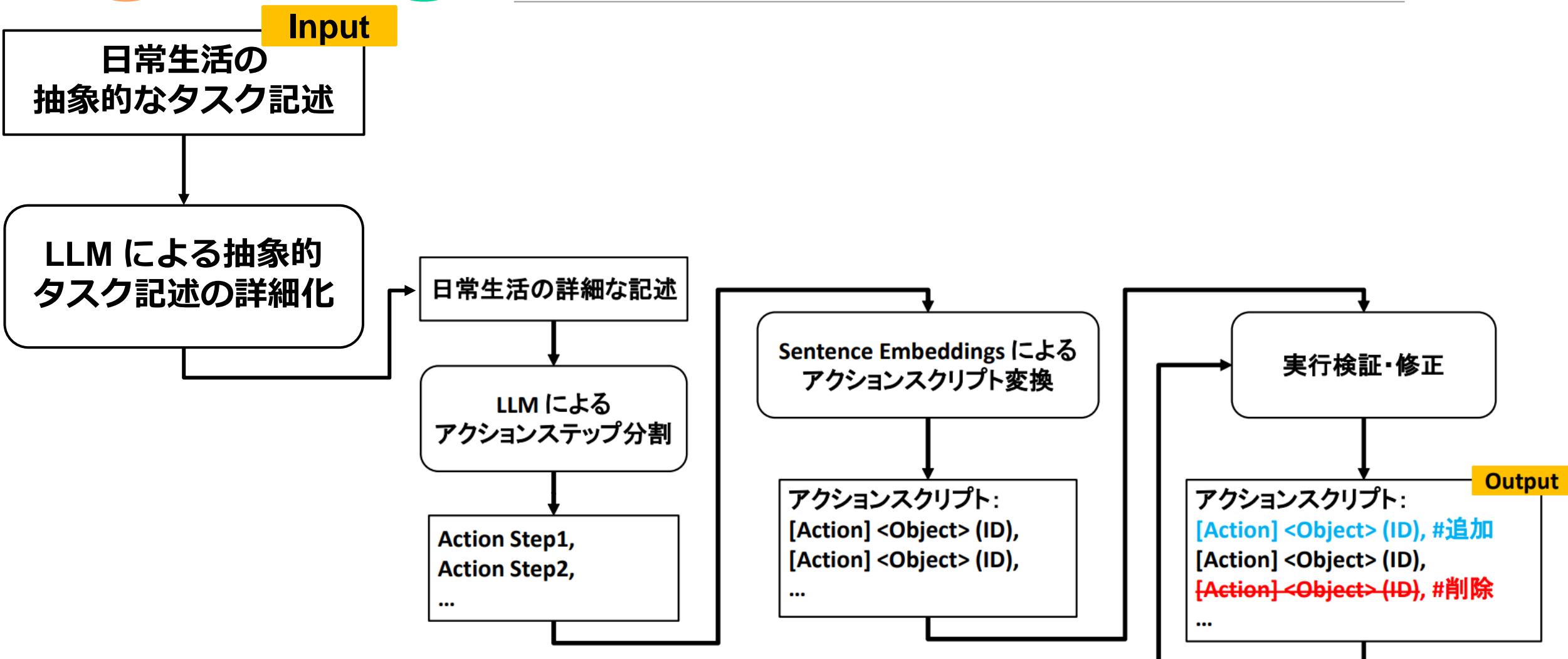
“[WALK] <livingroom> (1)”
Action Object or Room ID



2024年5月28日(火) 17:00 ~ 17:20 [1G4-OS-26b] 日常生活知識とAI
[1G5-OS-26b-01] LLMの常識知識を活用した日常生活データセット自動構築手法の提案
青山仁, 森田武史, 鵜飼孝典, 江上周作, 福田賢一郎



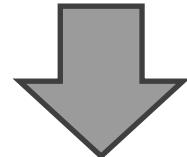
事例 1：LLMの常識知識を活用した日常生活データセット自動構築手法





事例 1：LLMの常識知識を活用した日常生活データセット自動構築手法

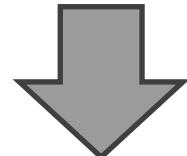
Relax on sofa



LLM+環境知識

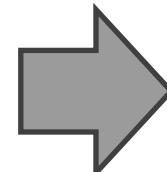
I turn on the tv and sit in the sofa.

I watch the tv.

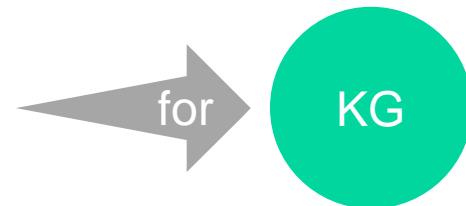


LLM+環境知識

Walk into the living room, walk to the TV, switch on the TV, walk to the sofa, sit on the sofa, turn to the TV, and watch TV.



[WALK] <livingroom> (1)
[WALK] <tv> (1)
[SWITCHON] <tv> (1)
[WALK] <sofa> (1)
[SIT] <sofa> (1)
[TURNTO] <tv> (1)
[WATCH] <tv> (1)



事例 1：LLMの常識知識を活用した日常生活 データセット自動構築手法

LLM による抽象的タスク記述の詳細化

(“**system**”, “Describe the details of the activity input, while keeping to the following restrictions

1. You can use only the following actions in the description:

Find, Walk, Run, ...

2. You can use only the following objects and rooms in the description:

There are the following objects in the bathroom:

barsoap, bathroomcabinet, ...

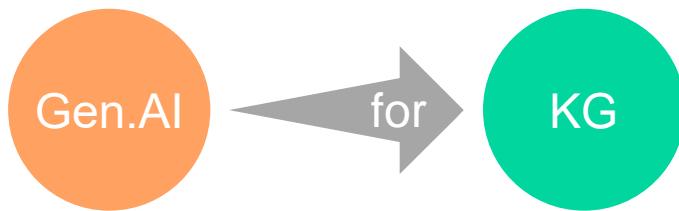
There are the following objects in the bedroom:

bed, book, ...

... ”),

(“**human**”, “Describe the details of the following activity: {activity} ”)

VirtualHome上で実行可能なアクション、環境内に存在する物や部屋を与えて、出力に制限をかける



事例 1：LLMの常識知識を活用した日常生活 データセット自動構築手法

LLM によるアクションステップ分割

(“**system**”, “Each action step should be briefly described while keeping to the following restrictions.

1. You can use only the following actions in the description:

Find, Walk, Run, ...

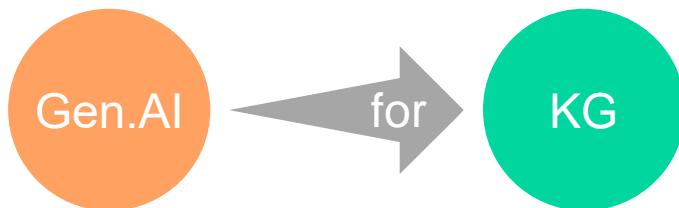
2. You can use only the following objects and rooms in the description:

There are the following objects in the bathroom:
barsoap, bathroomcabinet, ...

There are the following objects in the bedroom:
bed, book, ...

...”),
(“**human**”, “Rewrite the following description as action steps: {description} ”)

VirtualHome上で実行可能なアクション、環境内に存在する物や部屋を与えて、出力に制限をかける



事例2：Wikidataを対象としたGPTに基づくエンティティリンク

■エンティティリンク

- テキスト内の固有表現を知識ベース内のエンティティと関連付けるタスク

例) What city is the state capital of Washington?

固有表現抽出

語義曖昧性解消

知識ベースの
エンティティと
リンク

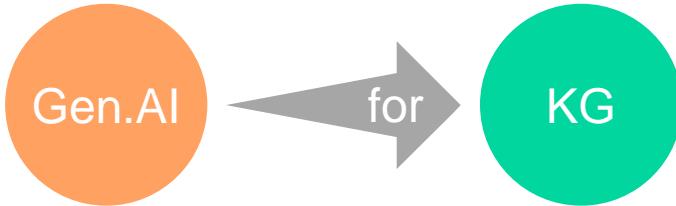
“Washington”的抽出

George Washington
Washington, D.C.
Washington (state)

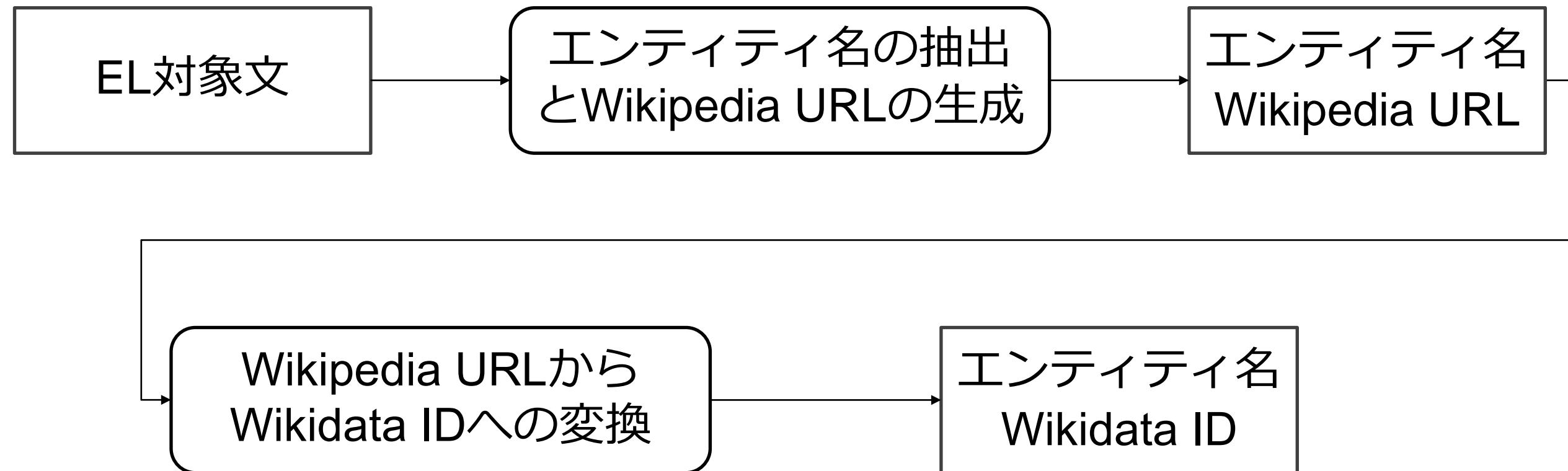
Washington (state)にリンク

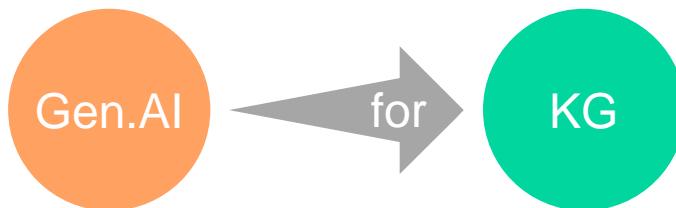
2024年5月28日(火) 16:00 ~ 16:20 [1G4-OS-26a] 日常生活知識とAI
[1G5-OS-26b-03] Wikidataを対象としたGPTに基づくエンティティリンク
三辻史哉, 澤村勇輝, 森田武史

Wikipedia:
[https://en.wikipedia.org/wiki/Washington_\(state\)](https://en.wikipedia.org/wiki/Washington_(state))
Wikidata: Q1223



事例2：Wikidataを対象としたGPTに基づく エンティティリンク





事例2：Wikidataを対象としたGPTに基づく エンティティリンク

LLMによるエンティティ名の抽出とWikipedia URLの出力

Extract named entities from the following text and provide their Wikipedia URLs

What does emigration mean?

```
"entities_text": [], "wikipedia_urls": []
```

Who is the child of Ranavalona I's husband?

```
"entities_text": ["Ranavalona I"], "wikipedia_urls": ["WIKI/Ranavalona_I"]
```

What periodical literature does Delta Air Lines use as a mouthpiece?

```
"entities_text": ["periodical literature", "Delta Air Lines"],  
"wikipedia_urls": ["WIKI/Periodical_literature", "WIKI/Delta_Air_Lines"]
```

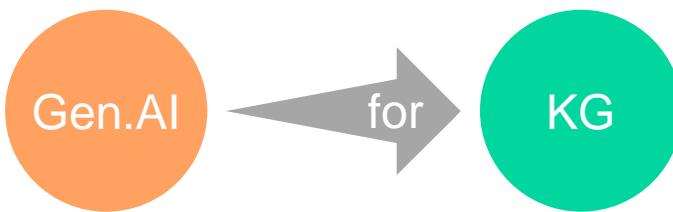
What is award received of Hans Krebs where point in time is 1966-0-0?

```
"entities_text": ["Hans Krebs"], "wikipedia_urls": ["WIKI/Hans_Krebs_(biochemist)"]
```

{english_text}

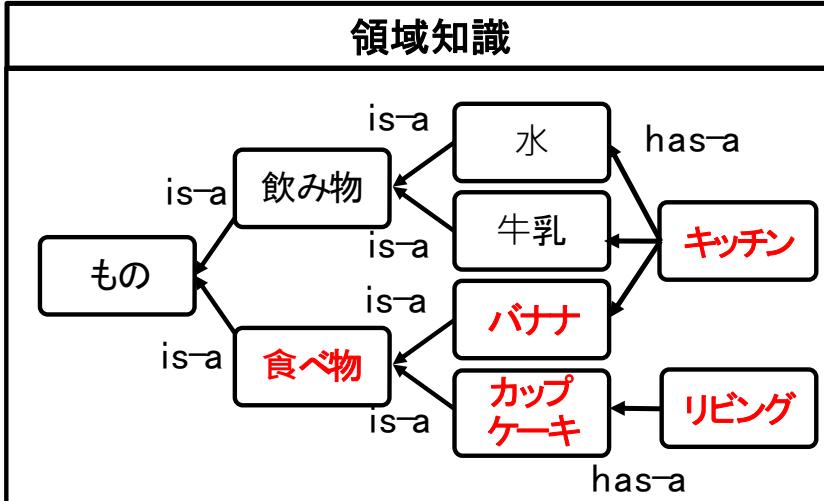
WIKI: <https://en.wikipedia.org/wiki>

事例



事例 3：GPTに基づくユーザの潜在的要件の推論と対話型ナビゲーション

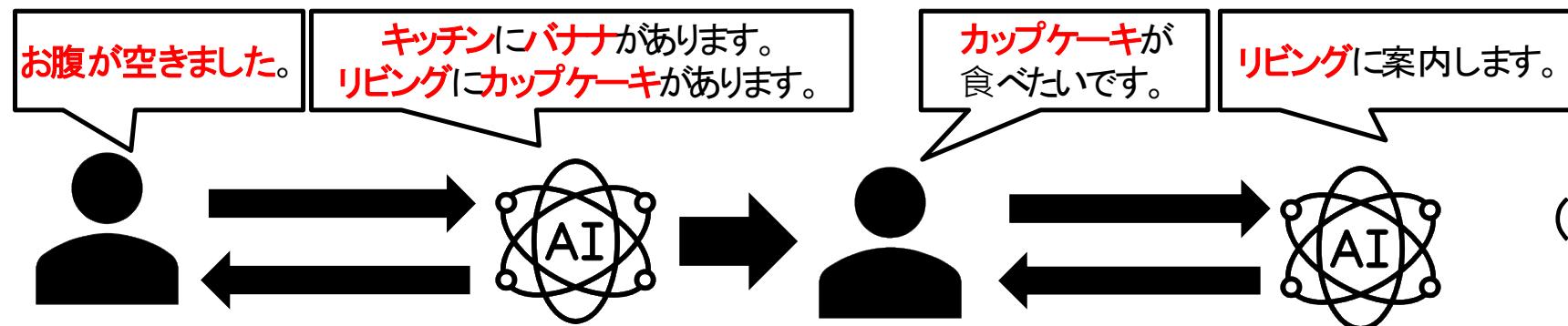
常識知識
喉が渴く → 水を飲む
お腹が空く → 食べ物を食べる
顔を洗う → 水道で水を出す
顔を洗う → タオルを準備する
顔を洗う → さっぱりする
....
ATOMIC ..約130万の関係を含む常識知識グラフ



行動知識
歩く [場所]
走る [場所]
座る [もの]
立つ
つかむ [もの]
開ける [もの]
閉める [もの]
置く [もの]



Virtual Home
(家庭シミュレータ)



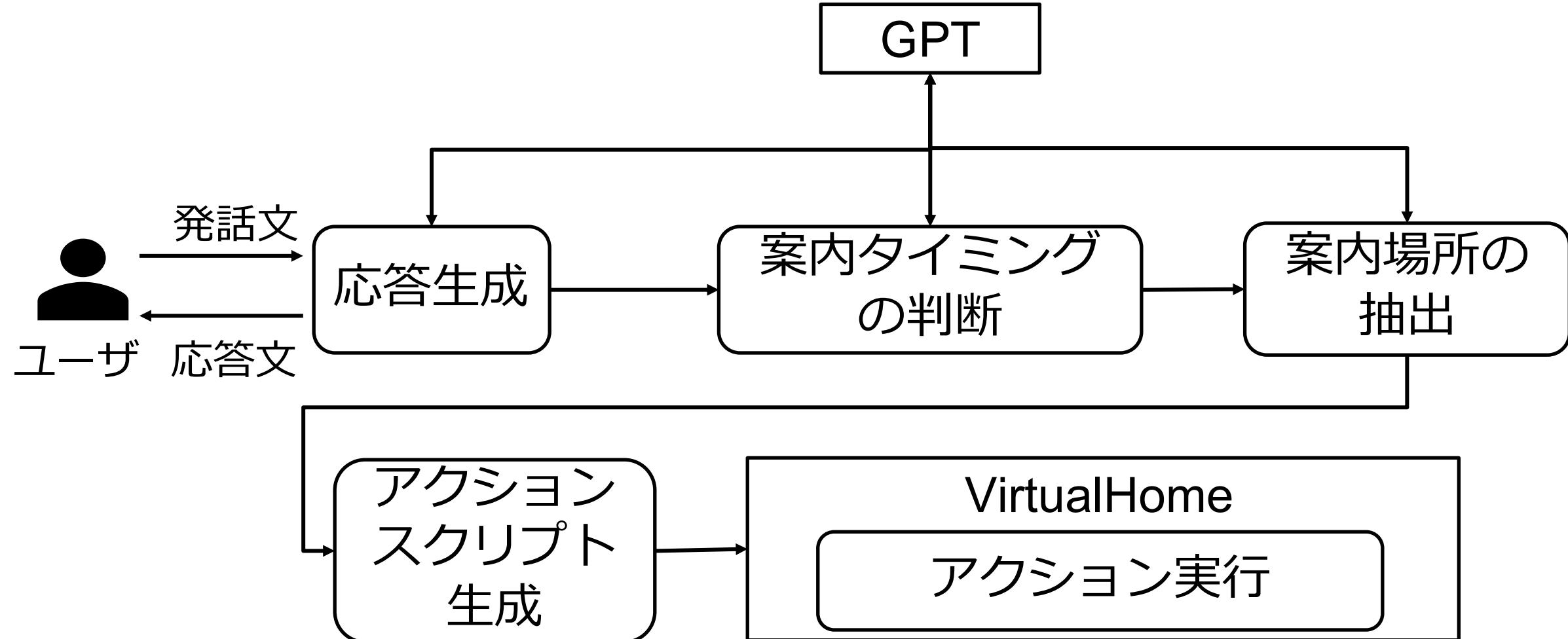
2024年5月28日(火) 17:20 ~ 17:40 [1G4-OS-26b] 日常生活知識とAI
[1G5-OS-26b-02] GPTに基づくユーザの潜在的要件の推論と対話型ナビゲーション
内山響, 青山仁, 森田武史

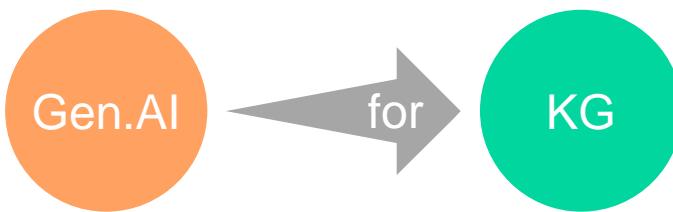


for



事例 3：GPTに基づくユーザの潜在的要件の推論と対話型ナビゲーション





事例 3：GPTに基づくユーザの潜在的要件の推論 と対話型ナビゲーション

LLM による応答生成

あなたを家の中の案内人とします。

案内すべき家の中の状況を以下に示します。

状況を示すとき、場所と物の関係を以下の形式で示します。

場所：その場所の中にある物

状況：

‘風呂場’：[‘セッケン’, ‘クローゼット’, ...]

‘寝室’：[‘ベッド’, ‘本’, ‘キャビネット’, ...]

‘キッチン’：[‘バナナ’, ‘本棚’, ‘箱’, ...]

‘リビング’：[‘本’, ‘携帯電話’, ‘椅子’, ...]

以下の会話において案内人として状況に応じて家の中を案内してください。

このとき、何かをしたいと言われたら、それができる部屋や場所に連れて行ってください。

あなたの仕事は、要求を推論して適切な場所に案内することです。

その場所にある最も要求を満たすものの中で、特に関連度の高いものを絡めながら、簡潔に短く示してください。

場所の候補を示した後に、その場所に行きますか？と聞いてください。

それでは、この後の対話から案内人としてふるまってください。

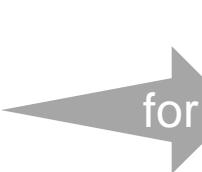
<発話文>

眠たくなってきました

<応答文>

眠気を感じる場合は寝室がぴったりです。

・・・ 寝室へ案内しましょうか？



事例 3：GPTに基づくユーザの潜在的要件の推論 と対話型ナビゲーション

LLM による案内タイミングの判断

文章に対して、案内する(True)もしくは案内しない(False)場合の例:

文章: "キッチンに行きましょうか?"

A: "行きましょうか?"と?が入っており、疑問形で聞いているため、移動はしないと考えられる。よって答えはFalse

文章: "キッチンに案内します。"

A: "案内する"と断定しているため、移動すると考えられる。答えはTrue

文章: "キッチンに案内しますか?"

A: "案内しますか?"と疑問形で聞いているため、移動はしないと考えられる。答えはFalse

文章: "キッチンにはバナナやカップケーキがあります。"

A: 移動とは関係のない話をしているため、移動しないと考えられる。答えはFalse

文章: "寝室に着きました。"

A: "着きました"と断定しているため、移動したと考えられる。答えはTrue 出力:True

文章: "リビングに案内しました。"

A: "案内しました"と案内した後の発言をしているため、移動したと考えられる。答えはTrue 出力:True

次に示す"文章"に対して、確実に移動する場合は"True"、移動しない場合は"False"を出力してください。

出力するときは"True"か"False"のみ出力してください。

<発話文>

寝室に案内してください

<応答文>

了解しました。寝室に行きましょう。何か手伝うことがあればお知らせください。

<案内タイミングの判断結果>

True

情報収集サービスにおける生成AIとナレッジグラフの 活用事例

ストックマーク 広田 航



自己紹介

名前: 広田航 (Wataru Hirota)
Researcher / Knowledge Unit leader

経歴

- ・ 京都在住 (フルリモート)
- ・ 大阪大学基礎工学部 (細胞の遺伝子発現を研究)
- ・ 大阪大学大学院 (情報検索を研究)
- ・ Megagon Labs California (自然言語処理を研究)
- ・ 2021年9月 Stockmark に入社
文書からのナレッジグラフ構築・LLMの継続学習に取り組む



研究・開発に活かせる情報が素早く・簡単に揃えられる



組織の“情報収集課題”を解決するプラットフォーム「Anews」

The image displays the Anews platform interface. On the left, a desktop screenshot shows a search bar at the top, followed by a sidebar with categories like 'ニュース', 'お問い合わせ', and 'SDGs'. Below is a list of hashtags such as #_DX, #_MaaS, #_SDGs, etc., each with a count and a link. In the center, there's a search result for '#0_社会課題_脱炭素' with 143 items, showing thumbnails of news articles. On the right, a mobile phone screenshot shows a news article from 'DIGITAL TRANSFORMATION' with a headline about DX-SUZUKI's digital transformation plan.



必要な情報をワンストップでお届け！

- 国内外約35,000サイト、800以上の学術雑誌からビジネスニュースと論文、国内特許を毎日収集
- AIがユーザーの興味関心を学習し、膨大なメディアから興味度合いの高いコンテンツをレコメンド



組織での情報共有や情報蓄積も簡単に！

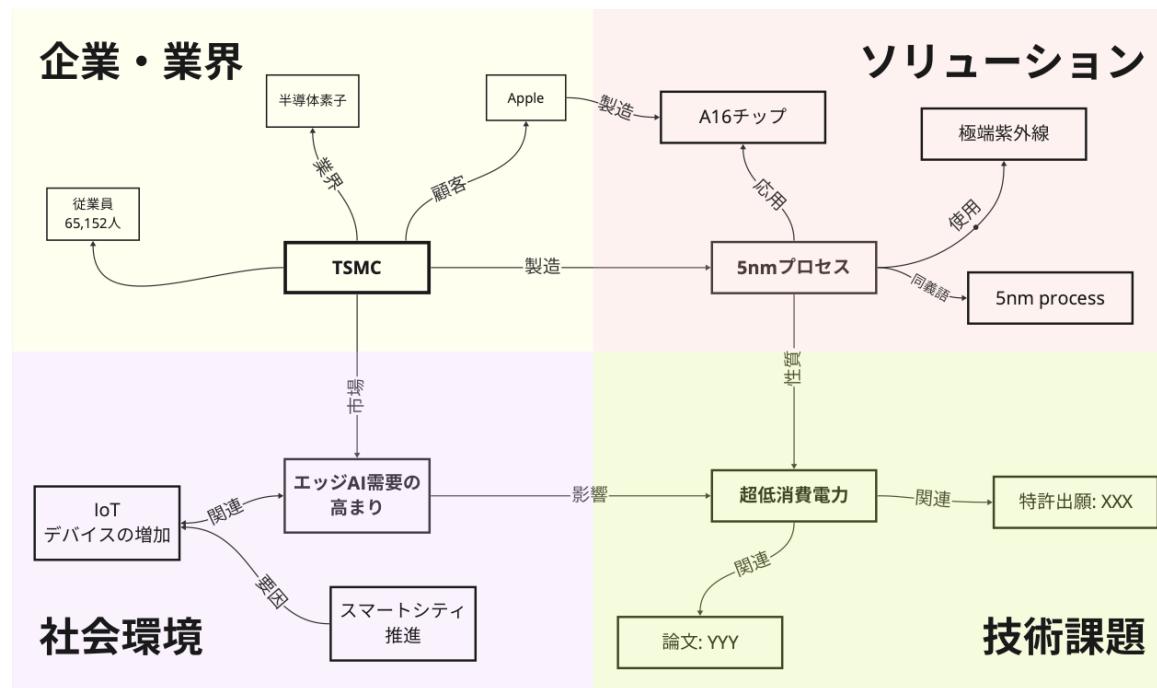
- 情報へのマークやコメントを通じて部門やチームに素早く情報を共有
- 社内の同僚が注目する情報から、自分の業務を解決する新たな”気づき”が得られる



情報収集・組織活用の推進でナレッジグラフが活躍

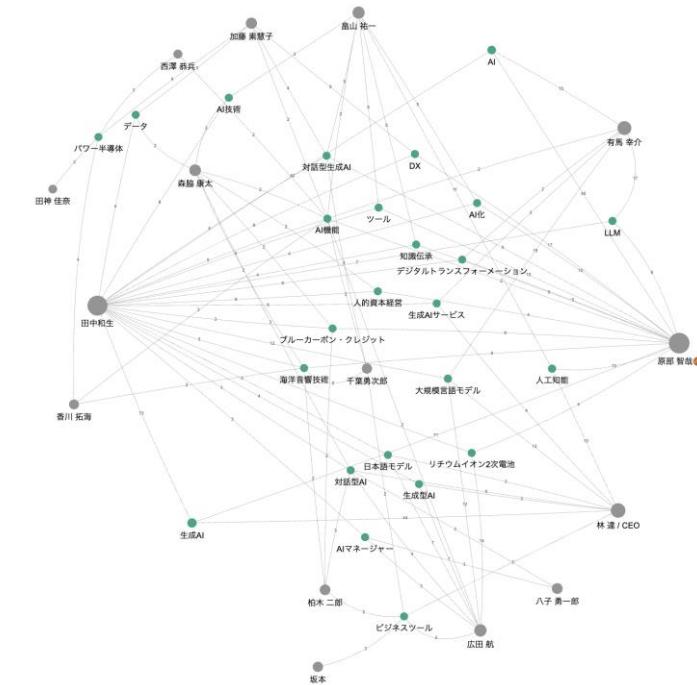
情報収集の支援

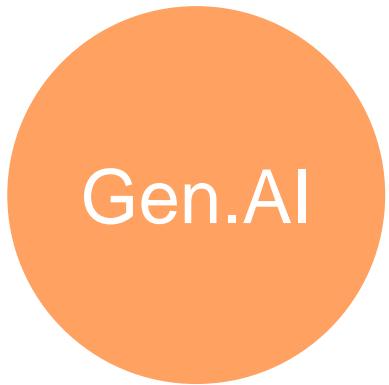
ニュース・特許・論文から様々な項目を構造化
ビジネスに必要な情報を整理してお届け



組織活用の推進

誰がどんなトピックに関心があるか？をグラフ化
社内の知見者の発見やタレントマネジメントに活用





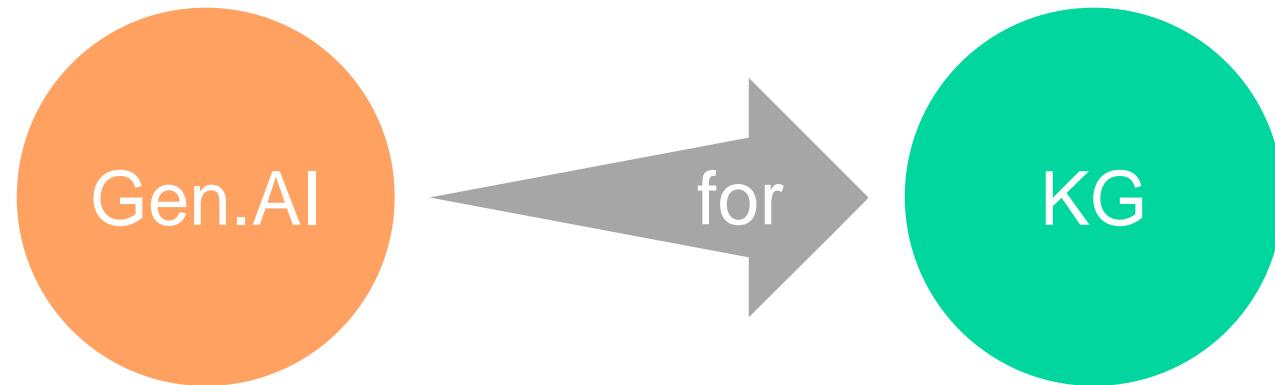
(あなたにとっての生成AIとは)

1. あらゆるタスクのベースラインを底上げした技術
2. AIの”発想力”に革新をもたらした技術

KG

(あなたにとってのKGとは)

1. AIも人も理解・更新しやすいデータベース
2. 事実に基づいた生成を行うために必要な基盤



1. 生成AIを活用したナレッジグラフの自動構築

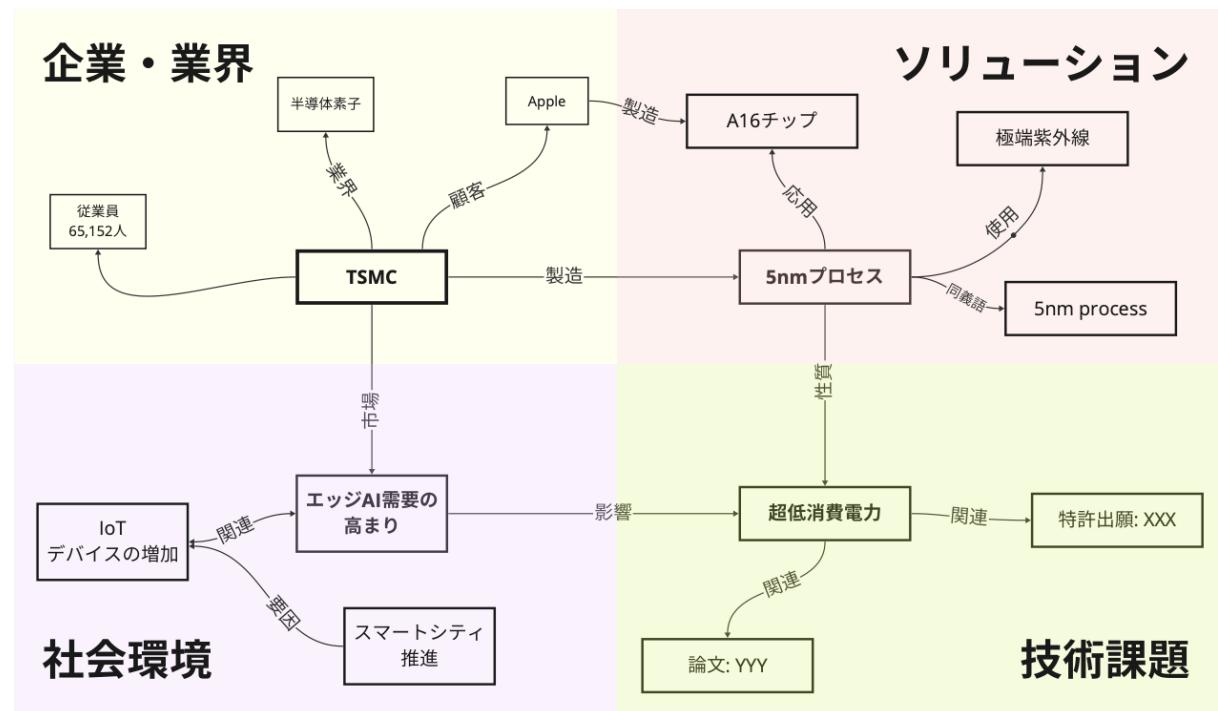
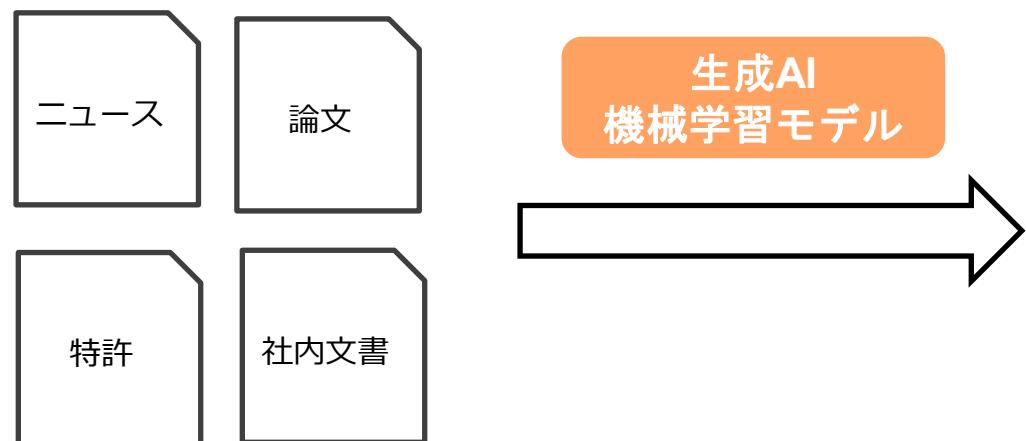
Gen.AI

for

KG

事例1：生成AIを活用したナレッジグラフの自動構築

- ニュース・論文・特許などのテキストを構造化し、ナレッジグラフを自動作成している
- 企業の業界やソリューション同士の関係などを自動推定するツールとして LLM を活用中



Gen.AI

for

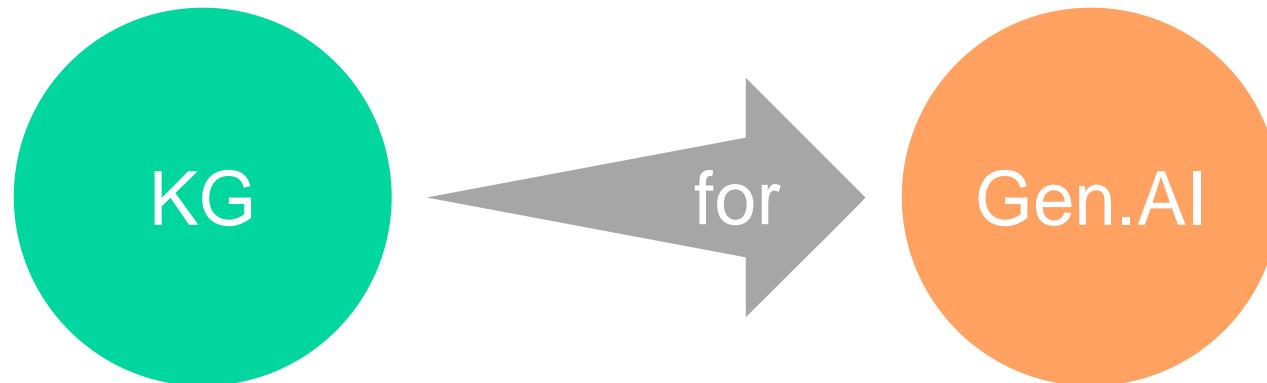
KG

生成AIの登場で情報抽出の精度が飛躍的に向上

- 情報抽出タスク(固有表現抽出・関係抽出等)で生成AIによる精度向上が多数報告されている
- few-shotな情報抽出の精度も向上している
→ 少ない教師データでの情報抽出も可能に

	CoNLL04		ADE*		NYT		ACE2005	
	Entity	Rel.	Entity	Rel.	Entity	Rel.	Entity	Rel.
Entity Relation Extr.								
SpERT (Eberts & Ulges, 2019)	88.9	71.5	89.3	78.8				
DyGIE (Luan et al., 2019)							88.4	63.2
MRC4ERE (Zhao et al., 2020)	88.9	71.9					85.5	62.1
RSAN (Yuan et al., 2020)							84.6	
TANL	89.4	71.4	90.2	80.6	94.9	90.8	88.9	63.7
TANL (multi-dataset)	89.8	72.6	90.0	80.0	94.7	90.5	88.2	62.5
TANL (multi-task)	90.3	70.0	91.2	83.8	94.7	90.7		
NER	CoNLL03		OntoNotes		GENIA*		ACE2005*	
	BERT-MRC (Li et al., 2019a)	93.0		91.1		83.8		86.9
BERT-MRC+DSC (Li et al., 2019b)	93.3			92.1				
Cloze-CNN (Baevski et al., 2019)	93.5							
GSL (Athiwaratkun et al., 2020)	90.7		90.2					
TANL	91.7		89.8		76.4		84.9	
TANL (multi-dataset)	92.0		89.8		75.9		84.4	
TANL (multi-task)	91.7		89.4		76.4			
FewRel 1.0 (validation)								
Relation Class.	TACRED		5-way 1-shot	5-way 5-shot	10-way 1-shot	10-way 5-shot		
	BERT-EM (Soares et al., 2019)	70.1		88.9		82.8		
BERT _{EM} +MTB (Soares et al., 2019)	71.5		90.1		83.4			
DG-SpanBERT (Chen et al., 2020)	71.5							
BERT-PAIR (Gao et al., 2019)			85.7	89.5	76.8	81.8		
TANL	71.9		94.0 ± 4.1	96.4 ± 4.2	82.6 ± 4.5	88.2 ± 5.9		
TANL (multi-task)	69.1							

(引用) Paolini. et al. Structured Prediction as Translation between Augmented Natural Languages.ICLR. 2021.



-
1. ナレッジをもとに発想するAI
 2. 企業内の知見者発見

KG

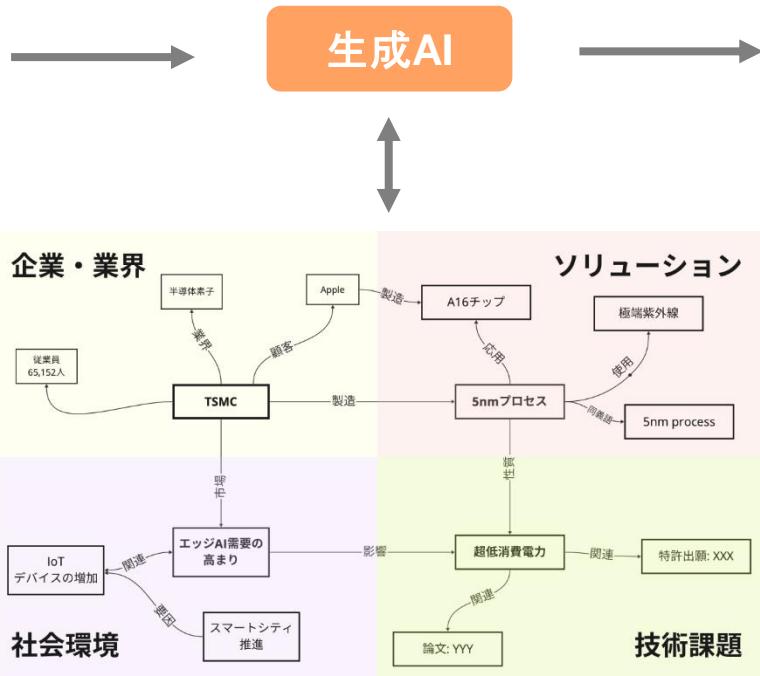
for

Gen.AI

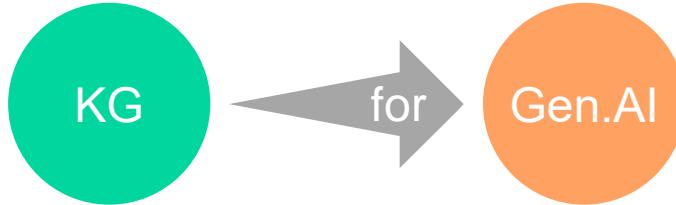
事例1：ナレッジをもとに発想する GenAI

製造業のクライアント向けに自社技術の強みを分解し、技術の新しい応用先を発見するサービスを展開中
 ※ 2024年2月 日経新聞にも掲載 <https://www.nikkei.com/article/DGXZQOUC072VC0X00C24A2000000/>

弾力性と耐圧性を持つ
シリコンチューブは
どんな用途に使える？



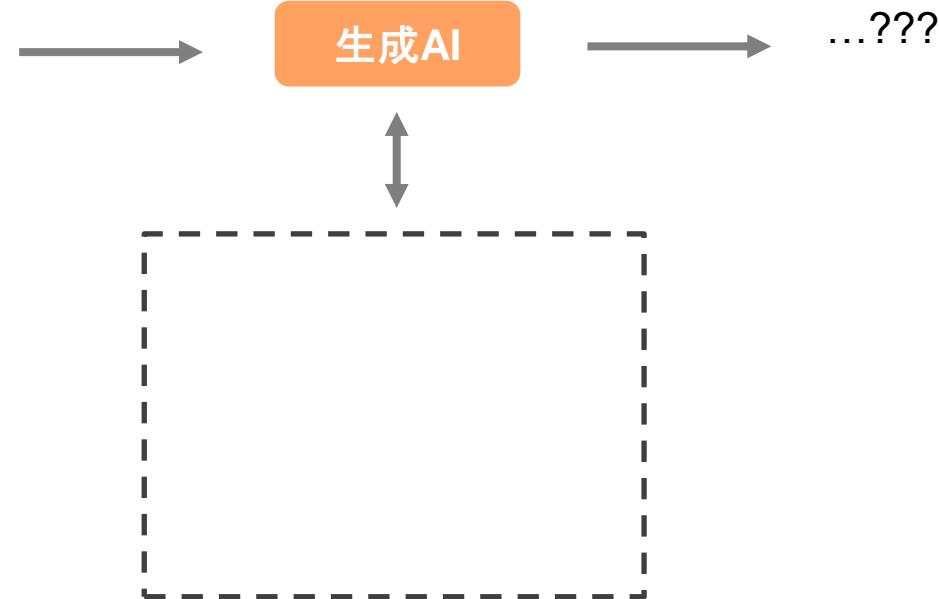
弾力性と耐圧性を持つシリコンチューブは内視鏡のチューブとして応用できる可能性があります。内視鏡の市場は年〇〇%で拡大しており、今後も成長が見込まれます。△△社は内視鏡のチューブに関する特許を多く保有しています (特開XXX)。

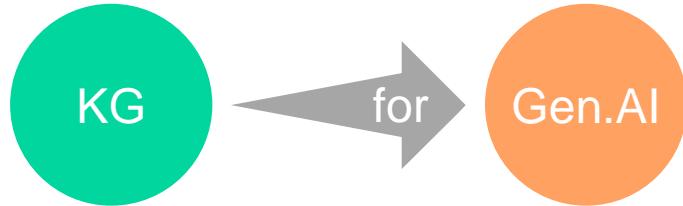


事実に基づかない発想はビジネスに活かしづらい

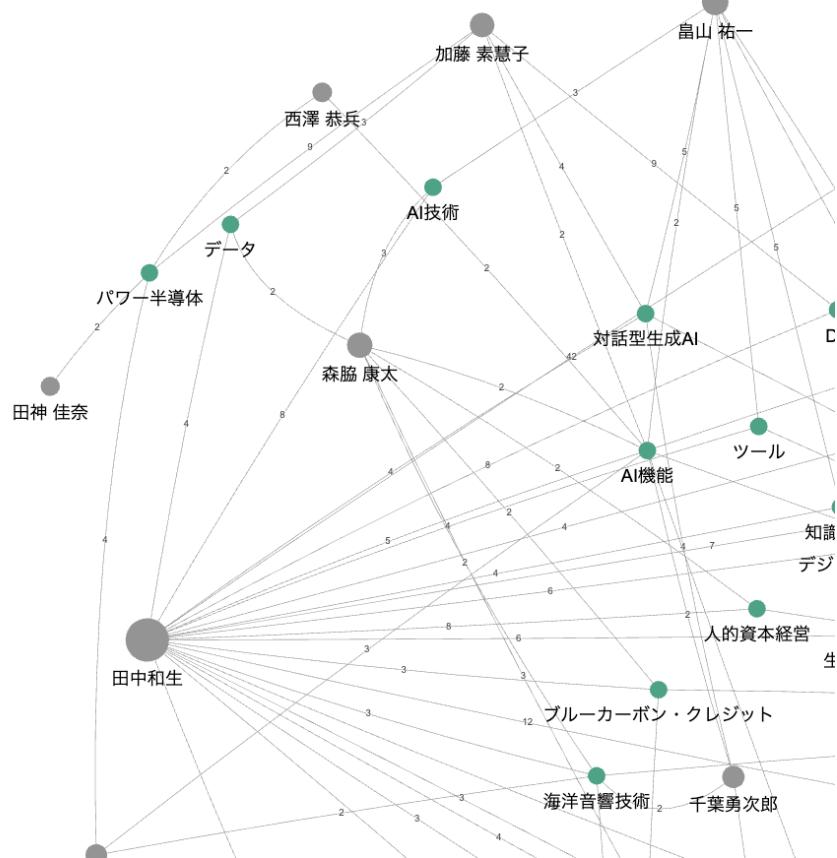
ナレッジグラフのような知識基盤がない場合、事実に基づいた発想が難しい

弾力性と耐圧性を持
シリコンチューブは
どんな用途に使える？





事例2: 企業の組織内の知見者発見



- 人とトピックの共起関係をグラフ化
 - 「誰がどのような分野に興味があるか」がわかる
→ 生成AIと融合させることで
タレントマネジメントに活用

生成AIとナレッジグラフの融合

KDDI総合研究所 黒川 茂莉

黒川 茂莉

KDDI総合研究所
先端技術研究所
Human-Centered AI研究所 統合機械学習G
グループリーダー

経歴

- 慶應義塾大学理工学部（学部）、理工学研究科（修士）
 - ベイジアンネットワークに関する研究

研究領域

- 繙続学習、転移学習に関する研究開発
- ナレッジグラフに関する研究開発
 - ナレッジグラフ推論チャレンジ2020最優秀賞など
 - 量子機械学習を活用したナレッジグラフ埋め込みなど



KDDI総合研究所はKDDIグループの研究開発の中核として2拠点で活動

KDDI research atelier

パートナーと共に
新しいライフスタイルとビジネスを創造



(研究拠点：KDDI research atelier、東京・虎ノ門)

先端技術研究所

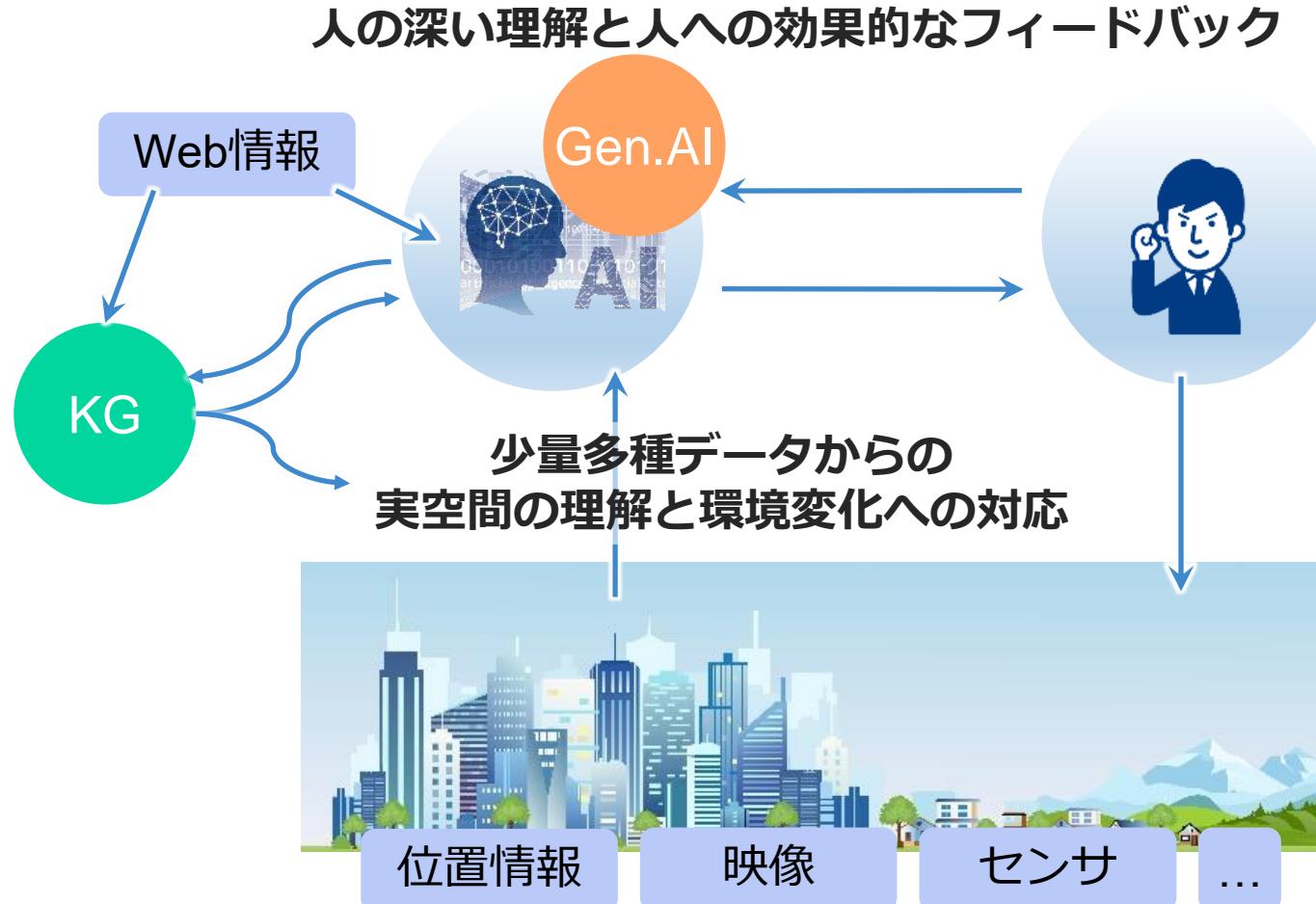
Beyond 5G/6G時代に向け
最先端技術で世界をリード

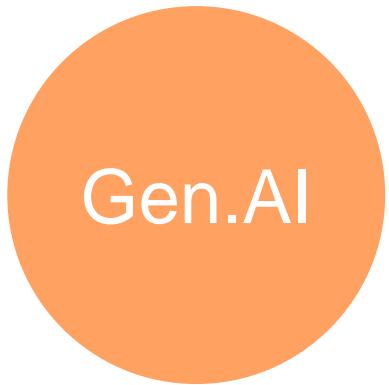


(研究拠点：先端技術研究所、埼玉・ふじみ野)

KDDI総合研究所におけるAI研究

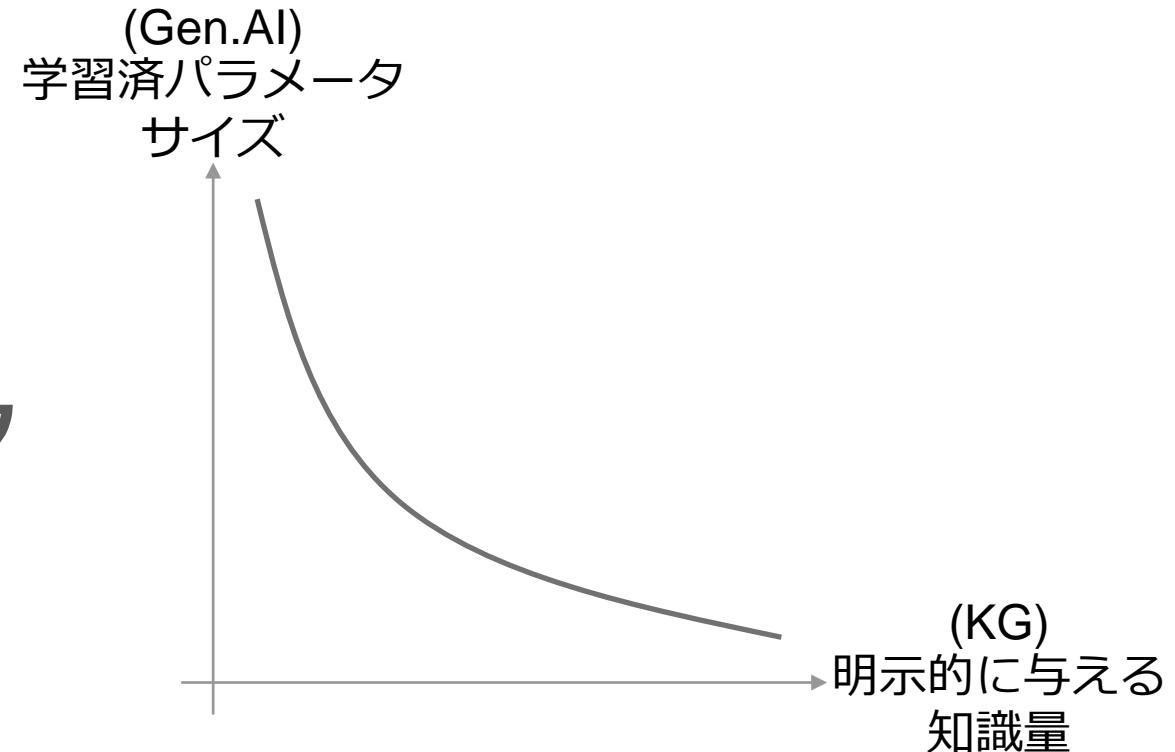
AIと人が日常的に共存する世界に向けて実空間や人の理解を深める
AI研究を推進





(あなたにとっての生成AIとは)

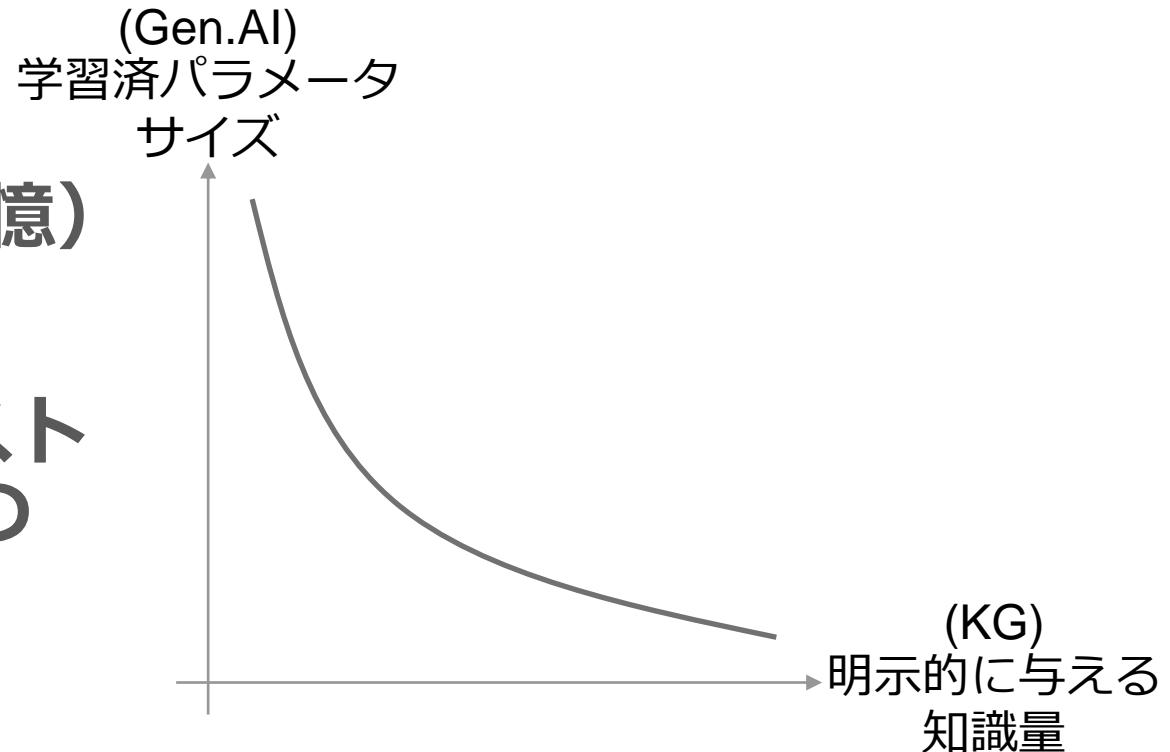
1. 連想の引き出し（1次記憶）
2. 頻出パターンを中心に記憶
3. 巨大な記憶容量（パラメータサイズ）でカバーするが、再学習すると忘却



KG

(あなたにとってのKGとは)

1. ファクトの引き出し（2次記憶）
2. ロングテールにも対応
3. 知識のマネージメントにコストはかかるが、Gen.AIの記憶の一部を代替可能



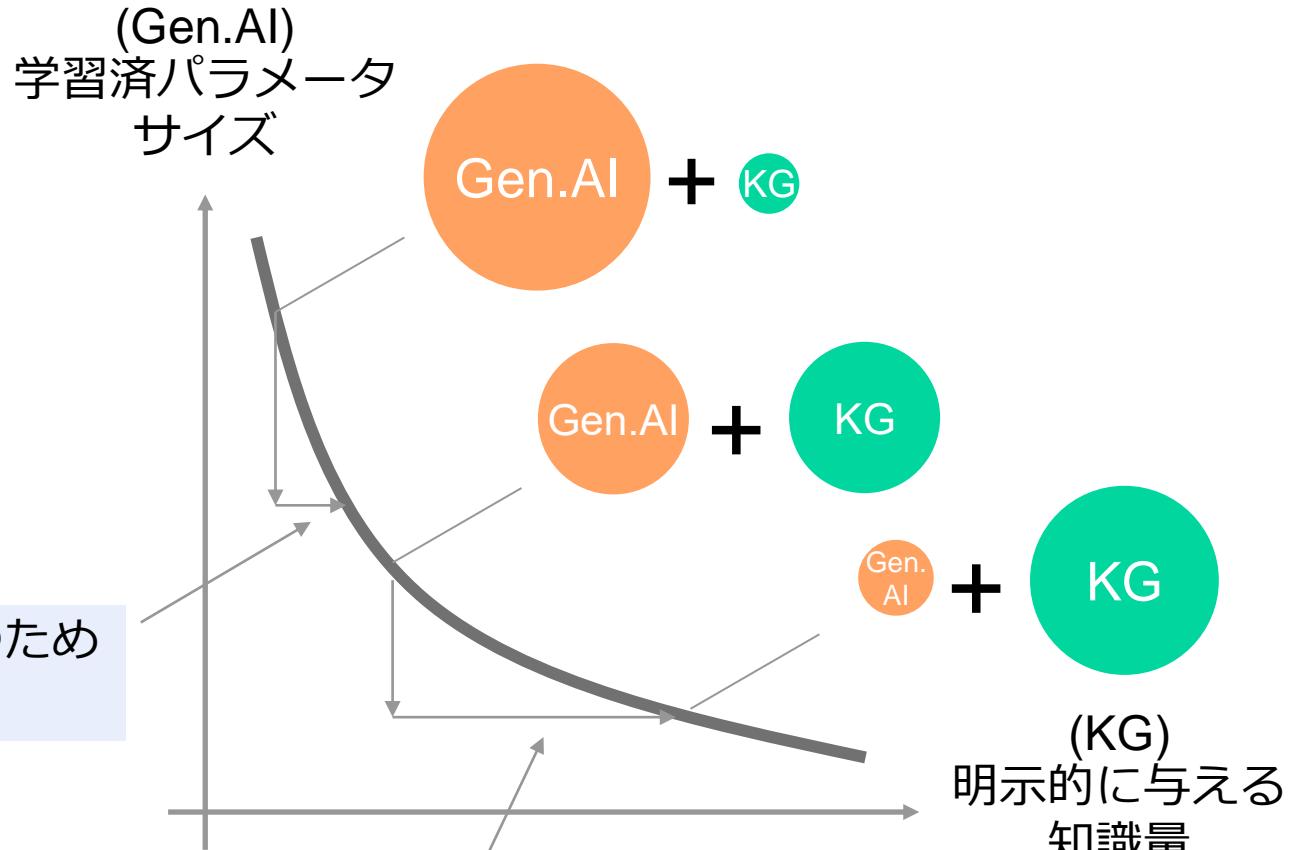
私の仮説

モデルサイズと明示的に与える知識量にはトレードオフ

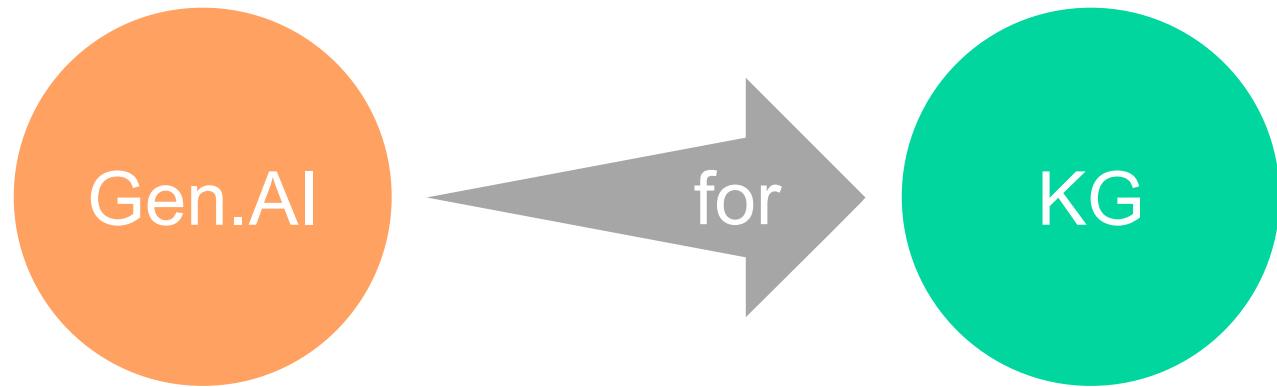
Physics of LM Part 3.3 [arXiv:2404.05405]
によると、

1パラメータ=知識2ビット

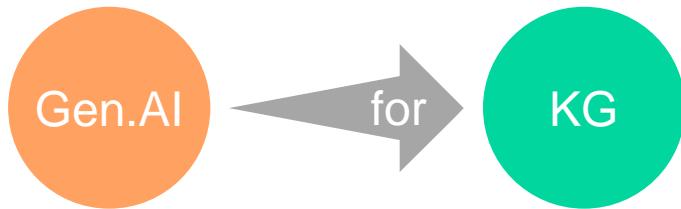
Gen.AIモデルは冗長な情報を持つため
補う知識量は最初は少なくて済む



パラメータサイズが小さくなるほど
補うべき知識量は多くなる



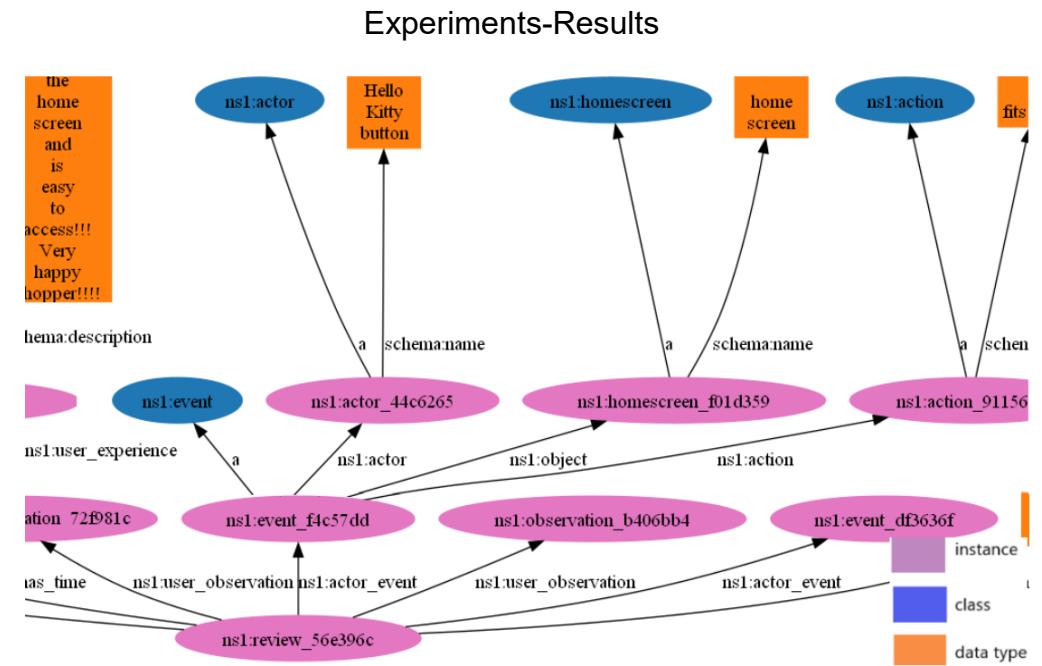
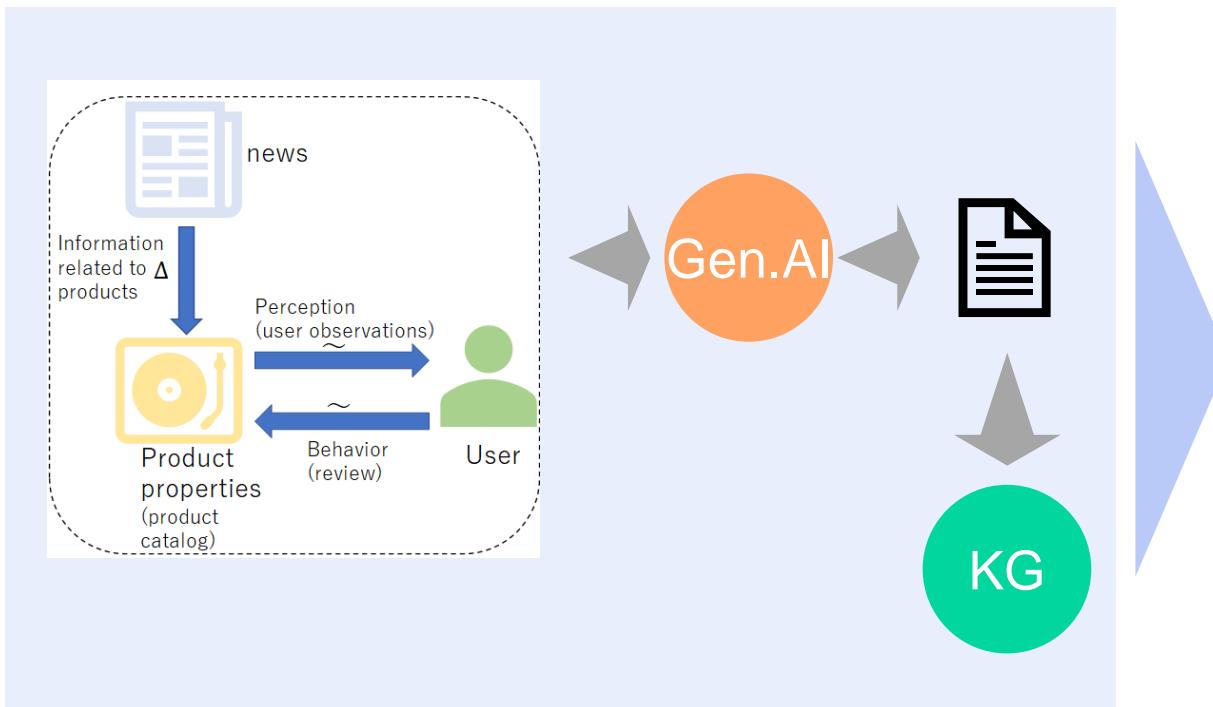
1. Gen.AIを活用したKG構築

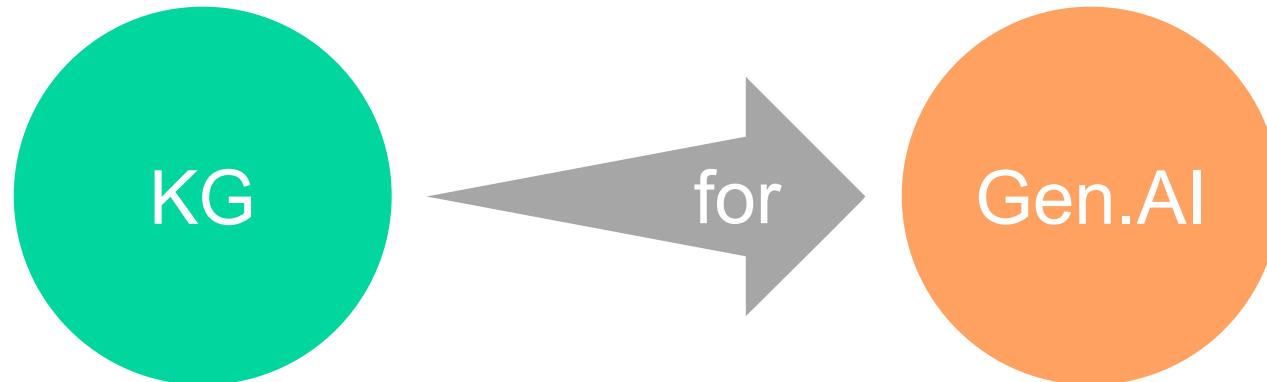


事例1：Gen.AIを活用したKG構築

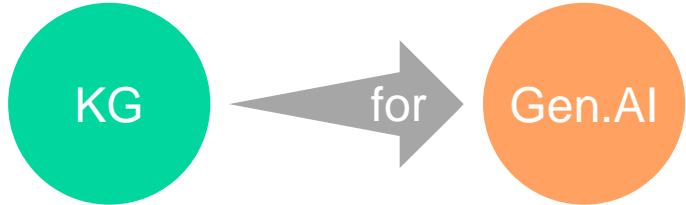
【課題】 ユーザと製品の関連付けに関するKG構築

【アプローチ】 ユーザと商品の相互作用の因果関係に関するデータラベル付け、データ拡張にGen.AI（LLM）を活用し、ユーザの行動、商品、商品に関連するニュースを統合



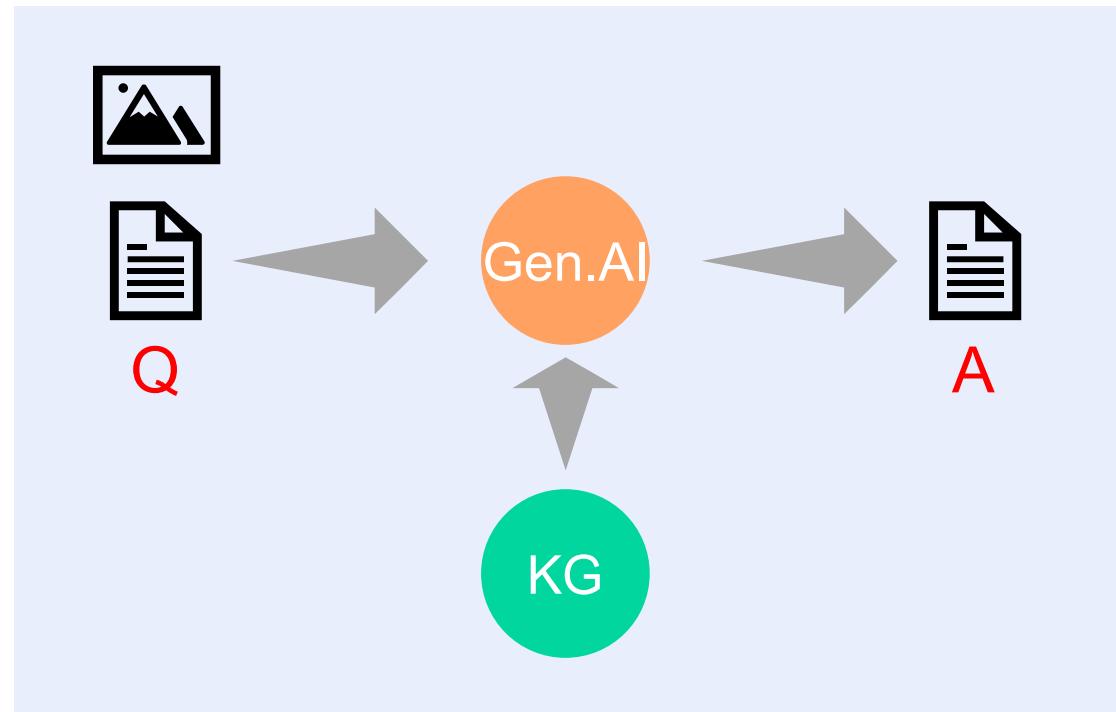


-
1. KGを融合した視覚理解
 2. KGを用いたハルシネーション抑制

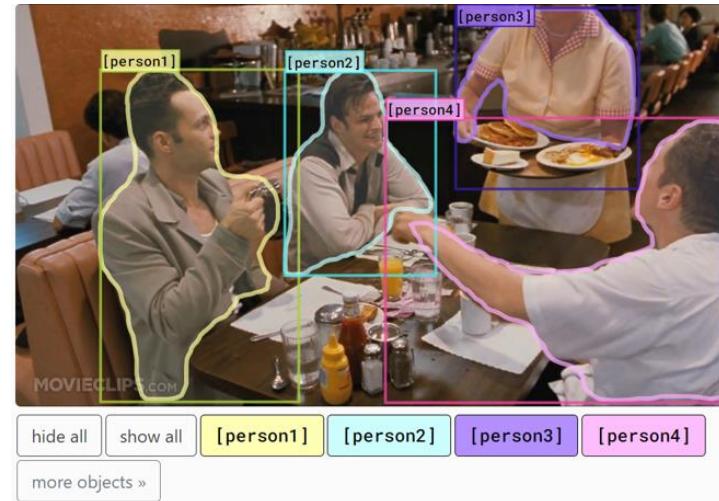


事例1：KGを融合した視覚理解

【課題】画像に対する質問に対し、答えと理由を回答

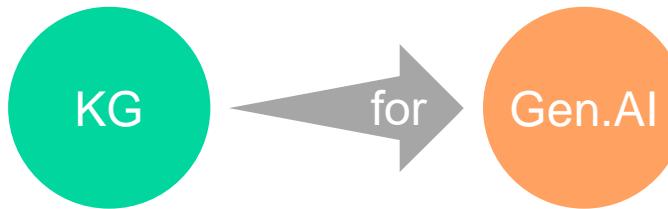


視覚理解タスク (VCR*) の例



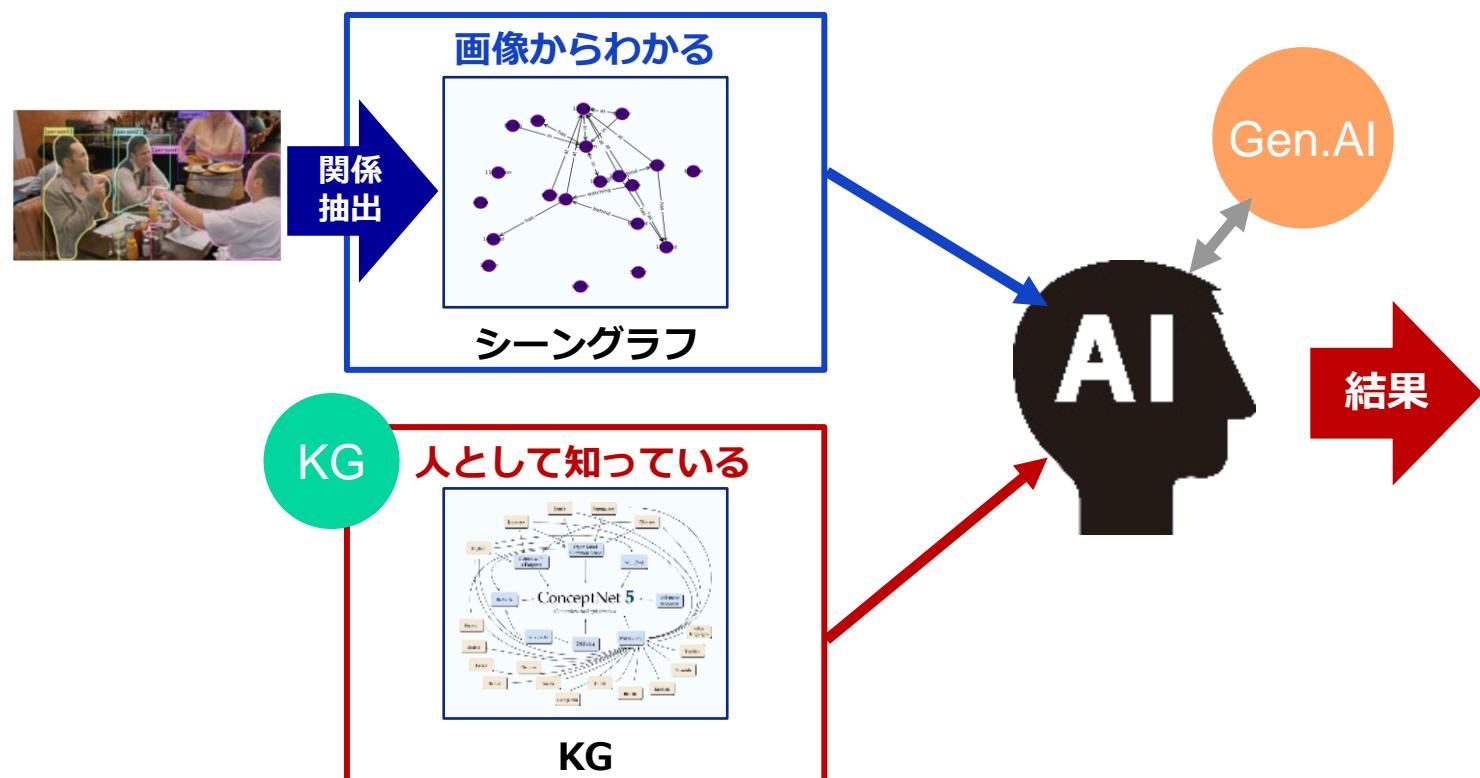
- Q : なぜ [person4] は [person1] を指さしているのか？
- 【選択肢】
- A1 : [person3] に [person1] がパンケーキを頼んだと伝えている
 - A2 : ジョークを言つただけ
 - A3 : [person1] に、避難的な態度をとっている

*VCR: Visual Commonsense Reasoning



事例1：KGを融合した視覚理解

【アプローチ】 画像内の物体の位置関係をグラフ化し、KGと組み合わせ、グラフニューラルネット（GNN）によって学習することで、精緻に画像と質問テキストの関係を理解



Rank	Model	人間の限界値		
1	Human Performance University of Washington (Zellers et al. '18)	91.0	93.0	85.0
世界1位*	KS-MGSR KDDI Research and SNAP April 8, 2022	85.3	86.9	74.3
2	VLUA+ Kuaishou MMU January 17, 2022	84.8	87.0	74.0
3	VQA-GNN + MerlotReserve-Large (ensemble of 2 models) Anonymous February 21, 2022	85.2	86.6	74.0
4	VLMT-VCR Anonymous April 8, 2022	84.7	85.9	72.9

**VCR Leaderboard
(2022/4/8~5/12*)**
コンペ主催: ワシントン大学

KG

for

Gen.AI

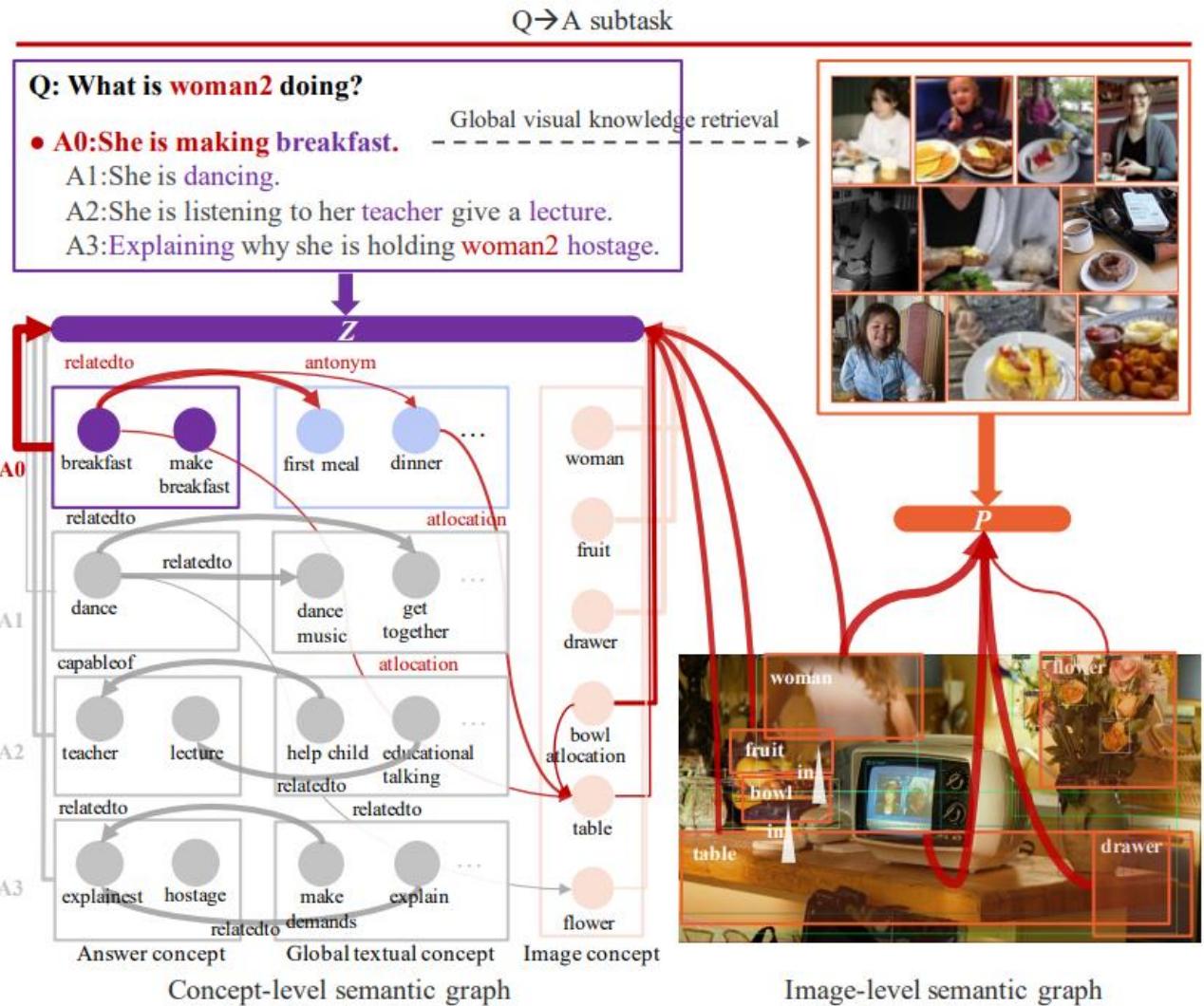
事例1：KGを融合した視覚理解

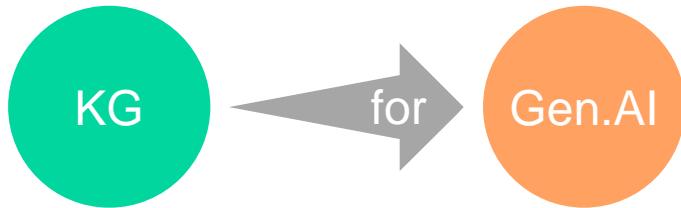
説明可能な推論を実現：マルチモーダルグラフをベースに、グラフェッジの重みを追跡することで、正解に導く推論パスを出力可能

正解：A0, She is making breakfast

推論パス：

- KG方向：
 - relatedTo → Breakfast → is a → first meal
 - relatedTo → Breakfast → at location → table → at location → bowl → Z (A0 のテキスト)
- シーングラフ方向：
 - Fruit → in → bowl → related to → P (A0の関連画像)
 - Z(A0のテキスト) → related to → Woman → related to → P (A0の関連画像)

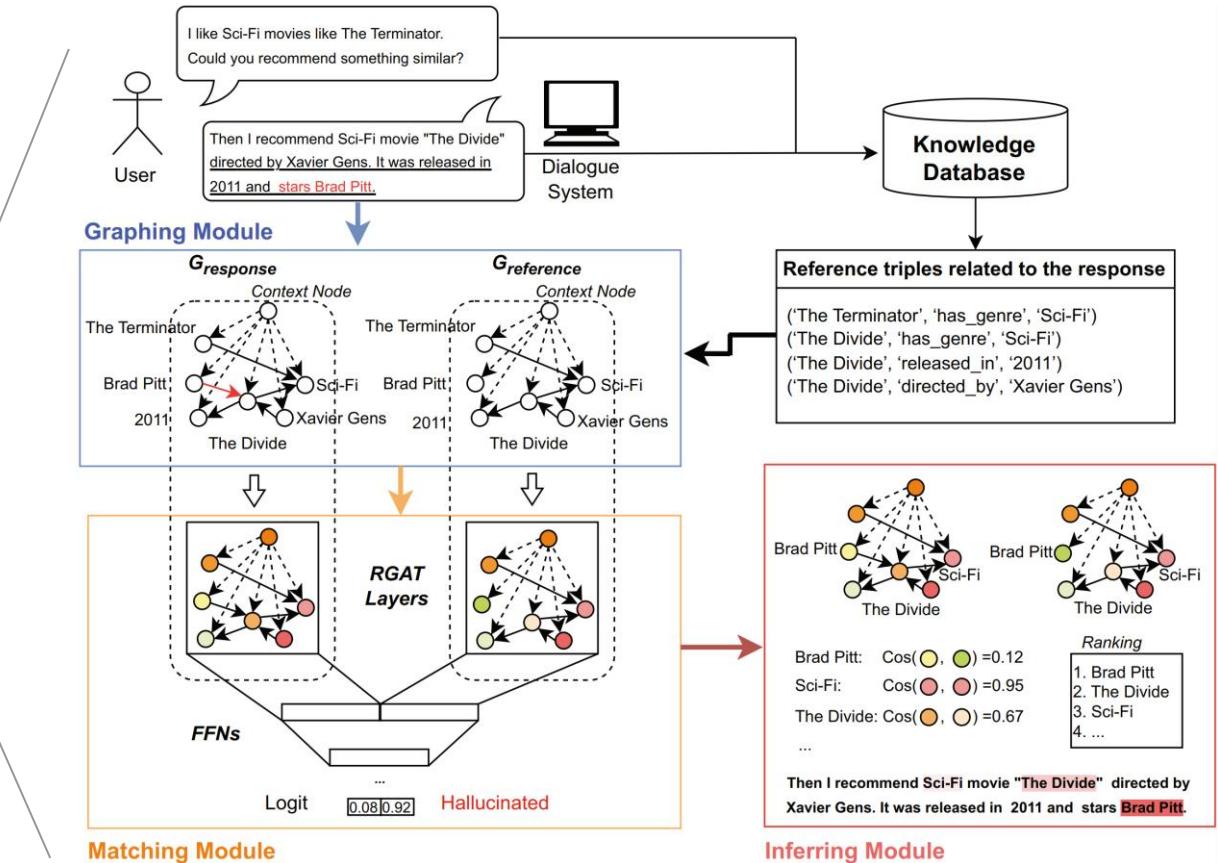
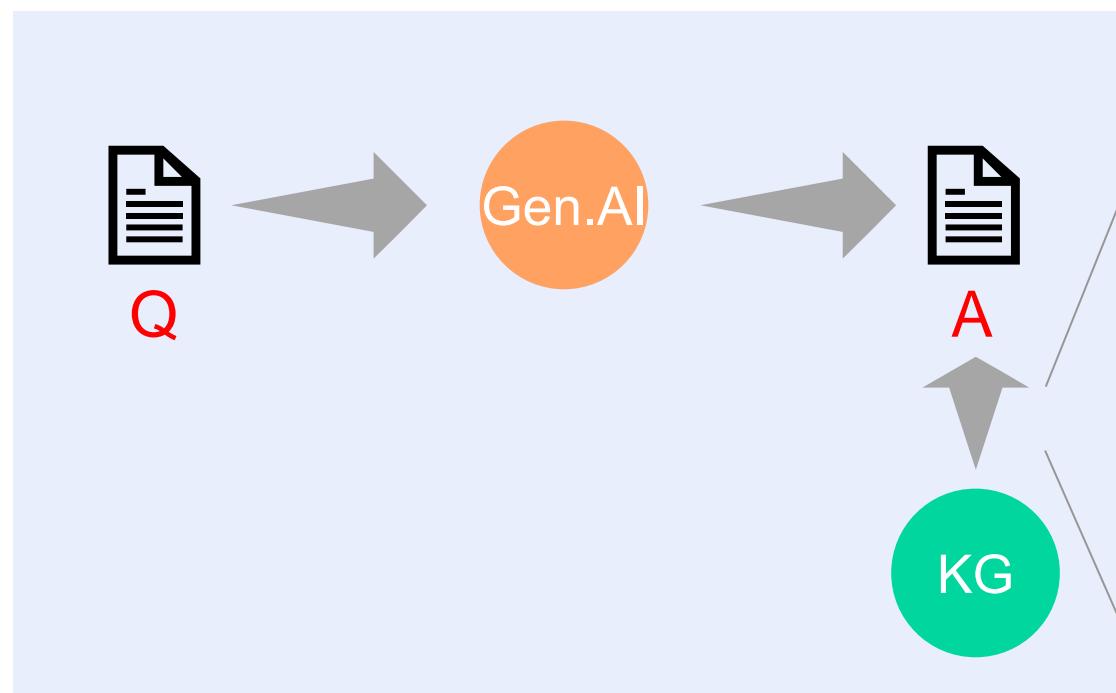




事例2：KGを用いたハルシネーション抑制

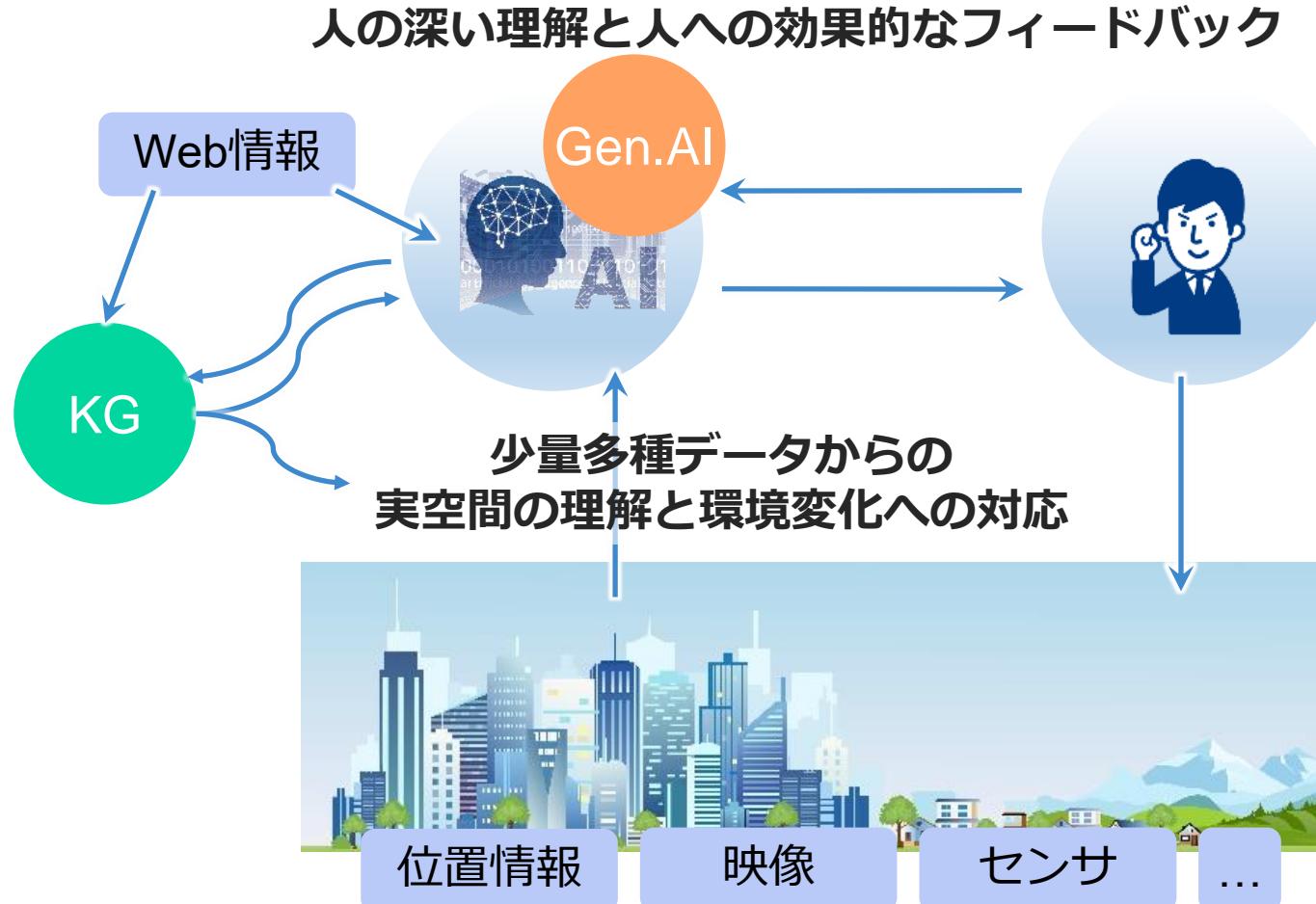
【課題】 Gen.AIのハルシネーションをKGを使って抑制

【アプローチ】 答え、過去対話履歴からのグラフ作成、マッチング、推論の3段階でハルシネーション抑制



(再掲) KDDI総合研究所におけるAI研究

AIと人が日常的に共存する世界に向けて実空間や人の理解を深める
AI研究を推進



パネルディスカッション

本企画「生成AI時代のナレッジグラフ」のねらい

ナレッジグラフに関する研究者による講演、パネルディスカッションを通じて、ナレッジグラフと生成AIの関わり、
それぞれの活かしどころについて議論する。

スケジュール

■ 趣旨説明（5分） 古崎 晃司（大阪電気通信大学 教授）

■ 招待講演（10分×5）

- 古崎 晃司（大阪電気通信大学 教授）
- 福田 賢一郎（産業技術総合研究所 研究チーム長）
- 森田 武史（青山学院大学 教授）
- 広田 航（ストックマークユニットリーダー）
- 黒川 茂莉（KDDI総合研究所 グループリーダー）

■ パネルディスカッション（45分）登壇者全員 司会：黒川 茂莉

1. コンピュータが多量のデータから学習した内容を元に、データや情報（画像、テキスト、etc）を生成する技術
2. ChatGPTをはじめとする大規模言語モデルの発展により、AI自身が自然な対話を行い、一定の精度での質問応答が可能に
3. ハルシネーションや回答の根拠の暗黙性に代表されるように、まだ必ずしも完全なものではない

福田（産業技術総合研究所）

1. 今までで一番汎用的な知識処理システム
2. 常識知識（“平均的”な知識）
3. 対話インターフェース

森田（青山学院大学）

1. 質問応答・対話システムモジュール
2. 自然言語処理基盤
3. 常識推論エンジン

古崎（大阪電気通信大学）

1. 自然言語を用いたインターフェース
2. 知識を手軽に得るための情報源
3. 生成内容の適切な理解・検証が必要

広田（ストックマーク）

1. あらゆるタスクのベースラインを底上げした技術
2. AIの“発想力”に革新をもたらした技術

黒川（KDDI総合研究所）

1. 連想の引き出し（1次記憶）
2. 頻出パターンを中心に記憶
3. 巨大な記憶容量（パラメータサイズ）でカバーするが、再学習すると忘却

1. コンピュータが多量のデータから学習した内容を元に、データや情報（画像、テキスト、etc）を生成する技術
2. ChatGPTをはじめとする大規模言語モデルの発展により、AI自身が自然な対話を行い、一定の精度での質問応答が可能に
3. ハルシネーションや回答の根拠の暗黙性に代表されるように、まだ必ずしも完全なものではない

福田 (産業技術総合研究所)

1. 今までで一番汎用的な知識処理システム
2. **常識知識** ("平均的"な知識)
3. 対話インターフェース

森田 (青山学院大学)

1. 質問応答・対話システムモジュール
2. 自然言語処理基盤
3. 常識推論エンジン

古崎 (大阪電気通信大学)

1. 自然言語を用いたインターフェース
2. **知識を手軽に得るための情報源**
3. 生成内容の適切な理解・検証が必要

広田 (ストックマーク)

1. あらゆるタスクのベースラインを底上げした技術
2. AIの"発想力"に革新をもたらした技術

黒川 (KDDI総合研究所)

1. **連想の引き出し** (1次記憶)
2. **頻出パターンを中心に記憶**
3. 巨大な記憶容量（パラメータサイズ）でカバーするが、再学習すると忘却

1. コンピュータが多量のデータから学習した内容を元に、データや情報（画像、テキスト、etc）を生成する技術
2. ChatGPTをはじめとする大規模言語モデルの発展により、AI自身が自然な対話を行い、一定の精度での質問応答が可能に
3. ハルシネーションや回答の根拠の暗黙性に代表されるように、まだ必ずしも完全なものではない

福田 (産業技術総合研究所)

1. 今までで一番汎用的な知識処理システム
2. 常識知識（“平均的”な知識）
3. 対話インターフェース

森田 (青山学院大学)

1. 質問応答・対話システムモジュール
2. **自然言語処理基盤**
3. **常識推論エンジン**

古崎 (大阪電気通信大学)

1. **自然言語を用いたインターフェース**
2. 知識を手軽に得るための情報源
3. 生成内容の適切な理解・検証が必要

広田 (ストックマーク)

1. あらゆるタスクのベースラインを底上げした技術
2. AIの“発想力”に革新をもたらした技術

黒川 (KDDI総合研究所)

1. 連想の引き出し（1次記憶）
2. 頻出パターンを中心に記憶
3. 巨大な記憶容量（パラメータサイズ）でカバーするが、再学習すると忘却

1. コンピュータが多量のデータから学習した内容を元に、データや情報（画像、テキスト、etc）を生成する技術
2. ChatGPTをはじめとする大規模言語モデルの発展により、AI自身が自然な対話を行い、一定の精度での質問応答が可能に
3. ハルシネーションや回答の根拠の暗黙性に代表されるように、まだ必ずしも完全なものではない

福田 (産業技術総合研究所)

1. 今までで一番汎用的な知識処理システム
2. 常識知識（“平均的”な知識）
3. 対話インターフェース

森田 (青山学院大学)

1. 質問応答・対話システムモジュール
2. 自然言語処理基盤
3. 常識推論エンジン

古崎 (大阪電気通信大学)

1. 自然言語を用いたインターフェース
2. 知識を手軽に得るための情報源
3. 生成内容の適切な理解・検証が必要

広田 (ストックマーク)

1. あらゆるタスクのベースラインを底上げした技術
2. AIの“発想力”に革新をもたらした技術

黒川 (KDDI総合研究所)

1. 連想の引き出し（1次記憶）
2. 頻出パターンを中心に記憶
3. 巨大な記憶容量（パラメータサイズ）でカバーするが、再学習すると忘却

1. コンピュータが多量のデータから学習した内容を元に、データや情報（画像、テキスト、etc）を生成する技術
2. ChatGPTをはじめとする大規模言語モデルの発展により、AI自身が自然な対話を行い、一定の精度での質問応答が可能に
3. ハルシネーションや回答の根拠の暗黙性に代表されるように、まだ必ずしも完全なものではない

古崎（大阪電気通信大学）

1. 自然言語を用いたインターフェース
2. 知識を手軽に得るための情報源
3. **生成内容の適切な理解・検証が必要**

福田（産業技術総合研究所）

1. 今までで一番汎用的な知識処理システム
2. 常識知識（“平均的”な知識）
3. 対話インターフェース

広田（ストックマーク）

1. あらゆるタスクのベースラインを底上げした技術
2. AIの“発想力”に革新をもたらした技術

森田（青山学院大学）

1. 質問応答・対話システムモジュール
2. 自然言語処理基盤
3. 常識推論エンジン

黒川（KDDI総合研究所）

1. 連想の引き出し（1次記憶）
2. 頻出パターンを中心に記憶
3. **巨大な記憶容量（パラメータサイズ）でカバーするが、再学習すると忘却**

1. さまざまな「知識」の関係（つながり）をグラフ構造で表したもの
2. AIシステム開発（知識型）の基盤となるデータベース（知識ベース）として用いられる
3. AIが説明が可能な根拠に基づく、正確な質問応答に活用ができる

古崎 (大阪電気通信大学)

1. 知識を適切に扱うためのAI技術
2. 正確な知識を得るための体系化された情報源
3. 知識の量・品質に応じた構築コストが必要

福田 (産業技術総合研究所)

1. データベース
 1. レアな事例を問合せる（稀だが合致する事例を列挙できる）
 2. レイテンシーやコスト
2. ヘテロ（異質）な情報を構造化し統合する仕組み
3. W3C標準のソフトウェア・システム群（RDF, SPARQL, OWLなど）

広田 (ストックマーク)

1. AIも人も理解・更新しやすいデータベース
2. 事実に基づいた生成を行うために必要な基盤

森田 (青山学院大学)

1. 知識共有基盤
2. 知識表現
3. 信頼できる情報源

黒川 (KDDI総合研究所)

1. ファクトの引き出し（2次記憶）
2. ロングテールにも対応
3. 知識のマネージメントにコストはかかるが、Gen.AIの記憶の一部を代替可能

1. さまざまな「知識」の関係（つながり）をグラフ構造で表したもの
2. AIシステム開発（知識型）の基盤となるデータベース（知識ベース）として用いられる
3. AIが説明が可能な根拠に基づく、正確な質問応答に活用ができる

古崎（大阪電気通信大学）

1. 知識を適切に扱うためのAI技術
2. **正確な知識を得るために体系化された情報源**
3. 知識の量・品質に応じた構築コストが必要

福田（産業技術総合研究所）

1. データベース
 1. レアな事例を問合せる（稀だが合致する事例を列挙できる）
 2. レイテンシーやコスト
2. ヘテロ（異質）な情報を構造化し統合する仕組み
3. W3C標準のソフトウェア・システム群（RDF, SPARQL, OWLなど）

広田（ストックマーク）

1. **AIも人も理解・更新しやすいデータベース**
2. 事実に基づいた生成を行うために必要な基盤

森田（青山学院大学）

1. 知識共有基盤
2. 知識表現
3. **信頼できる情報源**

黒川（KDDI総合研究所）

1. ファクトの引き出し（2次記憶）
2. ロングテールにも対応
3. 知識のマネージメントにコストはかかるが、Gen.AIの記憶の一部を代替可能

1. さまざまな「知識」の関係（つながり）をグラフ構造で表したもの
2. AIシステム開発（知識型）の基盤となるデータベース（知識ベース）として用いられる
3. AIが説明が可能な根拠に基づく、正確な質問応答に活用ができる

古崎（大阪電気通信大学）

1. 知識を適切に扱うためのAI技術
2. 正確な知識を得るための体系化された情報源
3. 知識の量・品質に応じた構築コストが必要

福田（産業技術総合研究所）

1. データベース
 1. レアな事例を問合せる（稀だが合致する事例を列挙できる）
 2. レイテンシーやコスト
2. ヘテロ（異質）な情報を構造化し統合する仕組み
3. W3C標準のソフトウェア・システム群（RDF, SPARQL, OWLなど）

広田（ストックマーク）

1. AIも人も理解・更新しやすいデータベース
2. 事実に基づいた生成を行うために必要な基盤

森田（青山学院大学）

1. 知識共有基盤
2. 知識表現
3. 信頼できる情報源

黒川（KDDI総合研究所）

1. ファクトの引き出し（2次記憶）
2. ロングテールにも対応
3. 知識のマネージメントにコストはかかるが、Gen.AIの記憶の一部を代替可能

1. さまざまな「知識」の関係（つながり）をグラフ構造で表したもの
2. AIシステム開発（知識型）の基盤となるデータベース（知識ベース）として用いられる
3. AIが説明が可能な根拠に基づく、正確な質問応答に活用ができる

古崎（大阪電気通信大学）

1. 知識を適切に扱うためのAI技術
2. **正確な知識を得るために体系化された情報源**
3. 知識の量・品質に応じた構築コストが必要

福田（産業技術総合研究所）

1. データベース
 1. レアな事例を問合せる（稀だが合致する事例を列挙できる）
 2. レイテンシーやコスト
2. ヘテロ（異質）な情報を構造化し統合する仕組み
3. W3C標準のソフトウェア・システム群（RDF, SPARQL, OWLなど）

広田（ストックマーク）

1. AIも人も理解・更新しやすいデータベース
2. **事実に基づいた生成を行うために必要な基盤**

森田（青山学院大学）

1. 知識共有基盤
2. 知識表現
3. **信頼できる情報源**

黒川（KDDI総合研究所）

1. ファクトの引き出し（2次記憶）
2. ロングテールにも対応
3. 知識のマネージメントにコストはかかるが、**Gen.AIの記憶の一部を代替可能**

1. さまざまな「知識」の関係（つながり）をグラフ構造で表したもの
2. AIシステム開発（知識型）の基盤となるデータベース（知識ベース）として用いられる
3. AIが説明が可能な根拠に基づく、正確な質問応答に活用ができる

古崎（大阪電気通信大学）

1. 知識を適切に扱うためのAI技術
2. 正確な知識を得るための体系化された情報源
3. **知識の量・品質に応じた構築コストが必要**

福田（産業技術総合研究所）

1. データベース
 1. レアな事例を問合せる（稀だが合致する事例を列挙できる）
 2. レイテンシーやコスト
2. ヘテロ（異質）な情報を構造化し統合する仕組み
3. W3C標準のソフトウェア・システム群（RDF, SPARQL, OWLなど）

広田（ストックマーク）

1. AIも人も理解・更新しやすいデータベース
2. 事実に基づいた生成を行うために必要な基盤

森田（青山学院大学）

1. 知識共有基盤
2. 知識表現
3. 信頼できる情報源

黒川（KDDI総合研究所）

1. ファクトの引き出し（2次記憶）
2. ロングテールにも対応
3. **知識のマネージメントにコストはかかるが、Gen.AIの記憶の一部を代替可能**

パネルディスカッションQ1

Gen.AI と KG のシナジーの出し方をどう考えるか？

パネルディスカッションQ2 —————

Gen.AI

と

KG

がシナジーを出すためには、
どういう課題があるか？

パネルディスカッションQ3 —

Gen.AI

と

KG

へのオープンまたはクローズドな
情報の取り込み方をどう考えるか？

クロージング

本企画「生成AI時代のナレッジグラフ」

ナレッジグラフに関する研究者による講演、パネルディスカッションを通じて、ナレッジグラフと生成AIの関わり、それぞれの活かしどころについて議論する。

→ いかがでしたでしょうか？

今後ご一緒に研究分野を盛り上げて頂ければ幸いです。

ナレッジグラフ推論チャレンジ2024

—生成AI時代のナレッジグラフ構築技術—

応募締切:2024/12/31(予定)

ナレッジグラフ 推論チャレンジ

Knowledge Graph Reasoning Challenge

詳細は「**推論チャレンジ**」で検索
<https://challenge.knowledge-graph.jp/2024/>