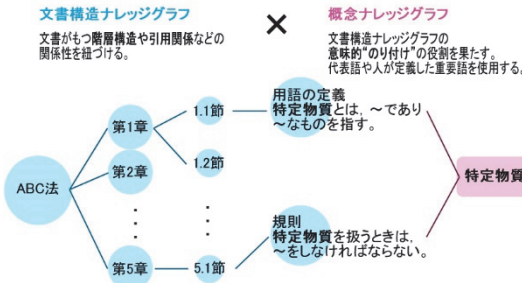


構造関係と概念関係を活用した ハイブリッドナレッジグラフ RAG の産業文書への適用

Industrial Application of Hybrid Knowledge Graph RAG
Leveraging Structural and Conceptual Relationships in Industrial Documents

ハイブリッドナレッジグラフ



梶田 久貴^{*1}
Hisataka Kajita

杉本 峻^{*1}
Ryo Sugimoto

柴田 健吾^{*1}
Kengo Shibata

森田 克明^{*2}
Katsuaki Morita

松原 敬信^{*3}
Takanobu Matsubara

小倉 裕貴^{*4}
Yuki Ogura

企業活動では、法令、規格、仕様書、設計標準、製造要領書などの社内の産業文書を根拠として判断する業務が多い。これらの文書では、階層構造、引用関係、定義語、関連文書をまたいだ確認が必要であり、従来の検索拡張生成では根拠を取りこぼす場合がある。本報では、構造関係と概念関係を統合したハイブリッドナレッジグラフにより、従来の検索拡張生成で得た初期検索結果を起点として関連候補を拡張する方式を示す。また、大規模言語モデルを用いて対象文書群に応じたノード種別及び関係種別の候補を抽出し、オントロジー設計の初期整備を支援した。社内タスクを想定した評価用データを用いた検証により、高圧ガス関連法令群、外為法関連法令群、欧州人工知能法において、関連文書取得率と回答精度の改善を確認した。

1. はじめに

三菱重工グループ(以下、当社グループ)では、設計、製造、調達、サービスを横断したデータ活用により、製品・サービス価値の高度化と業務高度化を進めている。近年は、大規模言語モデルの発展に伴い、法令照会、規格検索、設計標準の参照、製造手順の確認など、文書を根拠とした知識活用の重要性が高まっている。

その代表的な方式が、検索拡張生成(Retrieval-Augmented Generation, 以下、RAG)である。本報でいう従来 RAG とは、文書を検索用の単位であるチャンクに分割し、ベクトル検索やキーワード検索で関連チャンクを取得し、それらで大規模言語モデルに入力して回答を生成する方式を指す。当社グループでは、図 1 に示す文書参照型の知識活用基盤 Artificial Intelligence Boosting Work(以下、AIBOW)を展開し、設計、品質、法令対応、保全など複数業務で活用している。

一方、産業文書では、根拠が複数箇所に分散し、文書構造や専門語の関係を踏まえて読む必要がある。このため、後の 2 章で述べるとおり、従来 RAG の検索結果だけでは、回答生成に必要な根拠が不足する場合がある。

本報では、従来 RAG の初期検索結果を起点として、文書の構造関係と概念関係を用いて候補を拡張するハイブリッドナレッジグラフ RAG を示す。また、対象文書群に応じたノード種別及び関係種別の候補抽出に大規模言語モデルを用い、オントロジー設計の初期整備を支援可能としており、その概要も示す。法令文書への適用評価を通じて本方式の有効性を確認し、設計・製造文書への展開可能性を整理する。

*1 三菱重工業株式会社 デジタルイノベーション本部 デジタルインテリジェンス研究開発部

*2 三菱重工業株式会社 デジタルイノベーション本部 デジタルインテリジェンス研究開発部 主席技師

*3 三菱重工業株式会社 デジタルイノベーション本部 デジタルインテリジェンス研究開発部 グループ長

*4 燈株式会社 DX Solution 事業本部 マネージャー

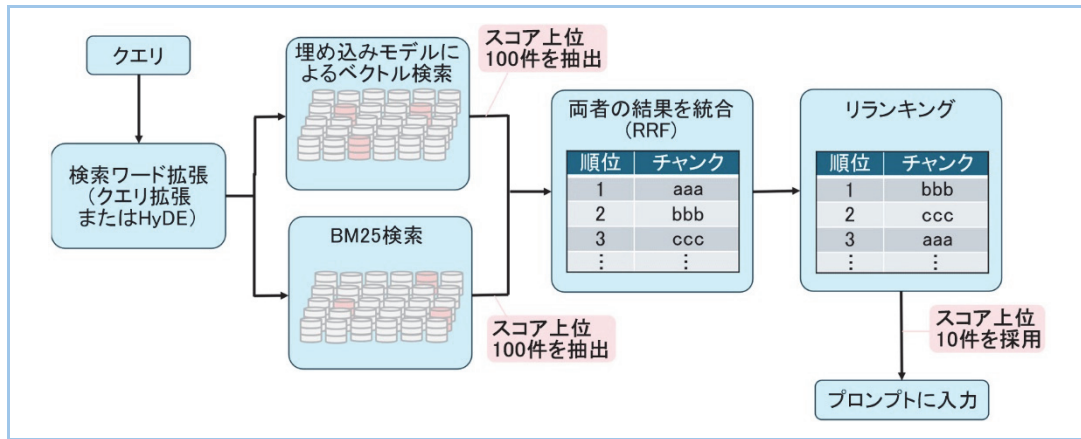


図1 社内知識活用基盤 AIBOW の RAG の構成

2. 産業文書の特徴と知識活用の課題

法令、規格書、客先仕様書、社内標準、設計文書、製造要領書、点検記録などの産業文書では、記述の意味が単独のチャンクだけで決まらない場合が多い。主要要因は、次の3点である。

- ・ 階層構造により、章・節・条・項、または工程・作業単位の上位情報が適用範囲や前提条件を定められており、チャンク内にはそれら上位情報が含まれない。
- ・ 引用関係や参照関係により、本文、別表、付属書、関連文書に根拠が分散する。
- ・ 専門語、定義語、関連語の表現が文書ごとに異なり、同じ対象でも文字列が一致しない場合がある。

また、以下の要因により適切なチャンクの区切りや検索ルールの設定が困難である。

- ・ 文書様式や記述粒度が業務ごとに異なり、固定的な抽出ルールでは横展開しにくい。

従来 RAG は、質問文に近いチャンクを取得する処理に有効である。一方で、チャンク外の前提条件、引用先、定義語の説明、表現が異なる関連記述を同時に取得することは難しい。例えば、法令照会では、質問語を含む条文は取得できても、その条文が参照する定義条項や別表が取得されない場合がある。また、輸出該非判定では、仕様書中の表現と法令上の用語が一致せず、判定に必要な条文が初期検索結果に含まれない場合がある。このような検索漏れは、回答の正確性や根拠提示性の低下につながる。

本方式では、これらの課題に対し、以下の考え方で対応する。階層構造に起因する前提条件の不足には、親子関係による候補拡張を用いる。引用先や付属書の取りこぼしには、引用関係・参照関係を用いる。専門語や定義語の表現差には、概念関係を用いる。さらに、文書様式や記述粒度が対象ごとに異なる課題には、大規模言語モデルを用いてノード種別及び関係種別の候補を抽出し、オントロジー設計の初期整備を支援することで対応する。

ここでいうオントロジー設計支援は、オントロジーを完全に自動生成するものではない。対象文書群と利用目的に応じて、扱うべきノード種別と関係種別の候補を抽出・整理し、人手確認を経て整備する工程である。これにより、対象ごとの個別作り込みを抑えながら、構造関係と概念関係を用いた候補拡張を適用しやすくする。

3. ハイブリッドナレッジグラフ RAG の構成

本方式は、従来 RAG で得た初期検索結果を起点として、ハイブリッドナレッジグラフ上で関連候補を拡張し、回答生成に用いる方式である。図2に本方式の構成を示す。

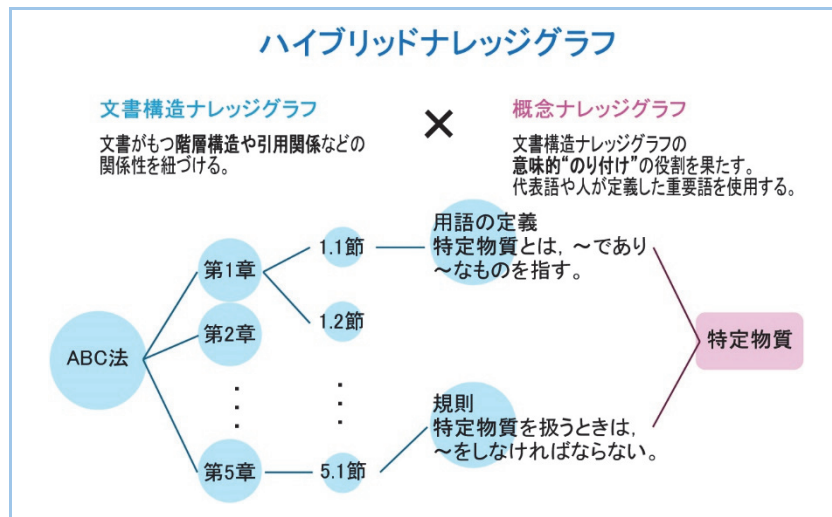


図2 提案するハイブリッドナレッジグラフの構成

3.1 ハイブリッドナレッジグラフ

本報でいうハイブリッドナレッジグラフとは、構造関係と概念関係を同一グラフ上で扱うものである。構造関係は、章・節・条・項などの親子関係、引用関係、参照関係を表す。概念関係は、重要語、定義語、同義語、関連語などの意味的なつながりを表す。

構造関係を用いることで、検索された条文や節から、上位階層、下位階層、引用先、参照先へ候補を広げることができる。概念関係を用いることで、文書構造上は離れていても、同じ概念に関係する記述を候補に含めることができる。

3.2 オントロジー設計支援とグラフ生成

本報でいうオントロジーとは、対象文書群で扱うノード種別と関係種別の定義である。本方式では、大規模言語モデルを用いて、対象文書群の概要と利用目的からノード種別及び関係種別の候補を抽出・整理する。得られた候補は人手確認を経てオントロジーとして整備し、ナレッジグラフ生成に用いる。

図3にハイブリッドナレッジグラフの例を示す。HTMLのように文書構造が明確なデータでは、見出しや階層情報を利用して構造関係を抽出する。PDFやWord文書では、構成や表現が文書ごとに異なるため、大規模言語モデルを用いて、文書内容に即したノードとエッジの候補を抽出する。

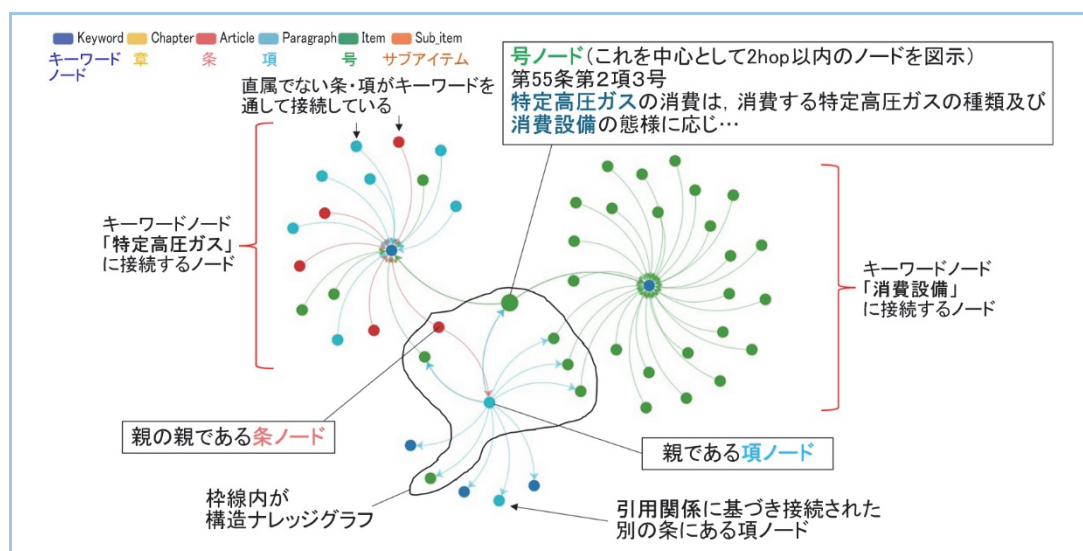


図3 高圧ガス保安法及び関連法に基づくハイブリッドナレッジグラフ

3.3 検索・回答の流れ

検索時には、まず従来 RAG により初期候補を取得する。本評価では、言語処理学会 NLP2025 にて報告した製造業実文書向け RAG 改善構成⁽¹⁾を初期検索に用いた。具体的には、テキスト正規化を施したチャンクに対し、多言語埋め込みモデルによるベクトル検索と BM25 を組み合わせ、RRF と再ランキングにより初期候補を得る。

次に、初期候補に対応するノードを起点として、構造関係と概念関係をたどり、関連候補を拡張する。得られた候補は、条、節、項など意味の通る単位に再構成し、回答生成の入力として大規模言語モデルに与える。

4. 法令文書への適用評価

4.1 評価の前提

本方式を、当社グループ内で利用されている文書参照型知識活用基盤 AIBOW の検索部を拡張する形で評価した。比較対象は、言語処理学会 NLP2025 にて示したテキスト正規化、ハイブリッド検索、再ランキングを備える従来 RAG 構成⁽¹⁾である。

評価には、実際の社内タスクを想定して作成した評価用データを用いた。高圧ガス関連法令群では法令照会を想定した質問を、外為法関連法令群では輸出該非判定を想定した質問を作成し、質問に対して必要な関連文書が検索結果の上位 10 件以内に含まれる割合を比較した。また、検索結果を用いて生成した回答について、想定した判断結果と根拠提示の妥当性を確認した。

4.2 国内法令への適用

本方式を、高圧ガス保安法及び一般高圧ガス保安規則から成る法令群(以下、高圧ガス関連法令群)、ならびに外国為替及び外国貿易法、外国為替令、輸出貿易管理令などから成る法令群(以下、外為法関連法令群)に適用した。主要結果を表 1 に示す。

高圧ガス関連法令群では、関連文書取得率が 59.1%から 88.6%に向上し、回答結果は 86.7%であった。外為法関連法令群では、関連文書取得率が 27.5%から 68.6%に向上し、回答結果は該当 100%、非該当 66.7%であった。

高圧ガス関連法令群では、階層構造と引用関係をたどる候補拡張が有効であった。外為法関連法令群では、仕様書中の表現と法令上の概念を対応付ける概念関係が有効であった。これにより、関連条文や定義語を含む根拠提示が可能となった。

表1 国内法令に関する検索及び回答評価結果

法令群	評価対象	従来 RAG	本方式	回答結果
高圧ガス関連法令群	法令照会	59.10%	88.60%	86.70%
外為法関連法令群	輸出該否判定	27.50%	68.60%	該当 100% 非該当 66.7%

4.3 EU AI 法への適用

国内法以外の規制文書に対する適用性を確認するため、欧州人工知能法(EU AI Act、以下、EU AI 法)にも本方式を適用した。EU AI 法では、本則と付属書の参照が多く、複数箇所に分散した要件を横断して扱う必要がある。本方式により、引用関係や付属書参照を含む候補を取得しやすくなり、検索及び回答の改善を確認した。これにより、本方式が、参照関係を多く含む規制文書にも適用可能であることを確認した。

5. 設計・製造文書への展開と産業適用

5.1 展開対象と考え方

法令文書で確認した本方式を、設計業務、製造業務、部門横断業務で扱う文書群へ展開する場合、対象ごとに重視すべきノード種別と関係種別を切り替える必要がある。対象文書は、規格書、仕様書、設計標準、要領書、記録票、報告書、手順書、契約書、社内規程など多岐にわたる。

設計文書では、要求仕様、設計条件、判定基準、関連標準の結び付きが中心となる。製造文書では、工程、対象部位、使用設備、確認項目、判定基準、注意事項が中心となる。部門横断業務では、異なる文書群にまたがる根拠確認が必要となる。このため、対象文書群に応じて、構造関係と概念関係の設計を切り替えることが重要である。

5.2 溶接関連文書への試行

製造文書への展開例として、溶接関連文書への試行を行った。溶接関連文書では、作業手順、対象部位、使用設備、確認項目、判定基準などが複数文書に分散している。また、文書様式や記述粒度がそろわず、同一名称の工程や作業項目が異なる文脈で使われる場合がある。

この試行により、製造文書では、法令文書のような固定的な階層構造だけでは十分でなく、工程、対象、条件、注意事項、判定基準などを業務文脈に応じて関係付けることが重要であることを確認した。また、検索結果をそのままチャンク単位で用いるのではなく、文書粒度に応じて意味の通る単位に再構成する必要があることを確認した。

5.3 産業適用上の要点

本方式は、法令・社内規程の照会、規制適合確認、輸出管理、品質保証、規格書・仕様書・契約書を横断した根拠検索、設計文書や製造手順文書の参照支援に適用しやすいと考えられる。

実運用では、既存の従来 RAG 構成を活かしつつ、必要な対象から段階的に構造関係と概念関係を追加することが有効である。また、アクセス権管理、版管理、法令改正や文書改訂への追従を考慮する必要がある。大規模言語モデルを用いたオントロジー設計支援により、対象文書追加時の初期整備負荷を抑えながら、設計、品質、製造、コンプライアンス領域で共通に利用できる根拠検索の仕組みとして展開できる。

6. まとめ

本報では、構造関係と概念関係を統合したハイブリッドナレッジグラフを用い、従来 RAG の初期検索結果を業務上必要な根拠へ拡張する方式を示した。また、大規模言語モデルを用いてノード種別及び関係種別の候補を抽出・整理し、対象文書群に応じたオントロジー設計の初期整備を支援した。

実際の社内タスクを想定して作成した評価用データを用いた法令文書への適用では、高圧ガス関連法令群、外為法関連法令群、EU AI 法において、検索品質と回答品質の改善を確認した。これにより、引用関係、定義語対応、複数文書横断を伴う判断支援に対して、本方式が有効であることを示した。

また、本方式は、法令文書以外の産業文書にも適用できる可能性がある。今後は、規格書、仕様書、要領書、手順書、契約書、社内規程などを対象に検証を重ね、実務支援への展開可能性を確認していく。

参考文献

- (1) 柴田 健吾ほか、製造業で取り扱う実データを対象とした RAG の改善, 言語処理学会第 31 回年次大会発表論文集 C5-3 (2025)
- (2) Wang, H. et al., Retrieval-Augmented Generation for Large Language Models: A Survey, arXiv:2312.10997 (2023)
- (3) Robertson, S. and Zaragoza, H., The Probabilistic Relevance Framework: BM25 and Beyond, Foundations and Trends in Information Retrieval, Vol.3 No.4 (2009)
- (4) Glass, M. et al., Re2G: Retrieve, Rerank, Generate, Proceedings of the 2022 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics: Human Language Technologies (2022)
- (5) Jagerman, R. et al., Query Expansion by Prompting Large Language Models, arXiv:2305.03653 (2023)
- (6) Gao, L. et al., Precise Zero-Shot Dense Retrieval without Relevance Labels, Proceedings of the 61st Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (2023)
- (7) Chen, J. et al., M3-Embedding: Multi-Linguality, Multi-Functionality, Multi-Granularity Text Embeddings Through Self-Knowledge Distillation, Findings of the Association for Computational

-
- Linguistics: ACL 2024 (2024)
- (8) Cormack, G. V. et al., Reciprocal Rank Fusion Outperforms Condorcet and Individual Rank Learning Methods, Proceedings of the 32nd International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval (2009)
 - (9) Nogueira, R. and Cho, K., Passage Re-ranking with BERT, arXiv:1901.04085 (2019)
 - (10) Edge, D. et al., From Local to Global: A Graph RAG Approach to Query-Focused Summarization, arXiv:2404.16130 (2024)
 - (11) Jimenez Gutierrez, B. et al., HippoRAG: Neurobiologically Inspired Long-Term Memory for Large Language Models, Advances in Neural Information Processing Systems 37 (2024)