

知識グラフに基づく Rules as CodeとパーソナルAI

Knowledge Graph-Based Rules as Code and Personal AI



札幌市立大学 AITセンター 特任教授

橋田 浩一

1986 年より 2001 年まで電子技術総合研究所。1988 年から 1992 年まで（財）新世代コンピュータ技術開発機構に出向。2001 年から 2013 年まで産業技術総合研究所。2013 年から 2024 年まで東京大学。2017 年から 2026 年まで理化学研究所。2026 年から現職。専門は自然言語処理、人工知能、認知科学、サービス科学など。日本認知科学会会長、言語処理学会会長等を歴任。

1 地域経済の課題

デジタル技術の発展により、人・モノ・情報・サービスを結び付ける仲介機能と、データに基づく需要予測や経営判断などの意思決定支援が、付加価値に占める割合を増している。競争力の源泉が土地・資本・労働から知識・データ・ネットワークへ移るにつれて、仲介と意思決定支援を担う大規模デジタルプラットフォームへ富が集中しつつある。

自治体の業務はまさに、住民や事業者と行政サービスを結び付ける仲介と、地域運営のプランニング・意思決定からなるが、DX の遅れ等によりその生産性は高くない。また、2040 年には団塊ジュニア世代が 65 歳以上となって高齢化率がピークを迎え、労働人口が大幅に減少すると予測されている。このまま人手に依存した行政・医療・福祉・流通・交通などの運営を続ければ、地域のエッセンシャルサービスを維持することは難しくなる。さらに、AI 技術の発展が大規模プラットフォームへの富の集中を加速させれば、地域で生み出された価値のさらに多くが地域外へ流出する。地域は人材と富の喪失という二重の危機に瀕している。

この危機に対処するには、住民や事業者が必要とするサービスを適切かつ簡単に検索できるようにし、その利用手続きを可能な限り自動化するとともに、サービスの利用状況を分析して地域経営に役立てる仕組みが必要である。たとえば子供が生まれたとき、児童手当、保育園、乳幼児健診、予防接種など、利用すべき行政サービスは数多い。現在は住民が自ら制度を調べ、複数の窓口や

Web サイトを利用しながら申請しなければならない。しかし、後述するパーソナル AI（PAI）があれば、出生届を契機として必要なサービスを PAI が住民に案内し、申請に必要な情報が PDS（Personal Data Store：パーソナルデータを本人が自分の端末や自ら管理するオンラインストレージで管理する仕組み）に保存されていれば自動的に申請を実行できる。

LLM ではこのような仲介を高い精度で実現できない。LLM は自然な対話ができる一方で、ハルシネーション等により制度を誤って説明したり、手続きを誤って実行したりする。AI が行政サービスを正確に仲介するには、制度や手続きを誤りなく機械的に実行できる形で表現し運用する基盤が必要になる。

その基盤が Rules as Code（RaC）である（Mohun & Roberts, 2020; Waddington, 2020）。RaC とは、法令やガイドライン等のルールを、人間が行う必要のあるタスクとコンピュータが自動実行できるタスクに分けて表現して両者を関係付け、ルールを可能な限り機械的に実行する仕組みである。

たとえば生活保護の受給判定では、「世帯の認定収入が最低生活費を下回り、資産が一定基準以下である」といった機械的に判定可能な条件は形式的知識グラフ（Formal Knowledge Graph：FKG）として記述できる。一方、「同一世帯として扱うべき人は誰か」といった制度の解釈や個別事情の判断は、人間の判断や行動を記述するグラフ文書（Graph Document：GD）で表現する。GD は図 1 のように一般的な文書の内容を表現する KG である。KG に基づく RaC では、FKG と GD を関係

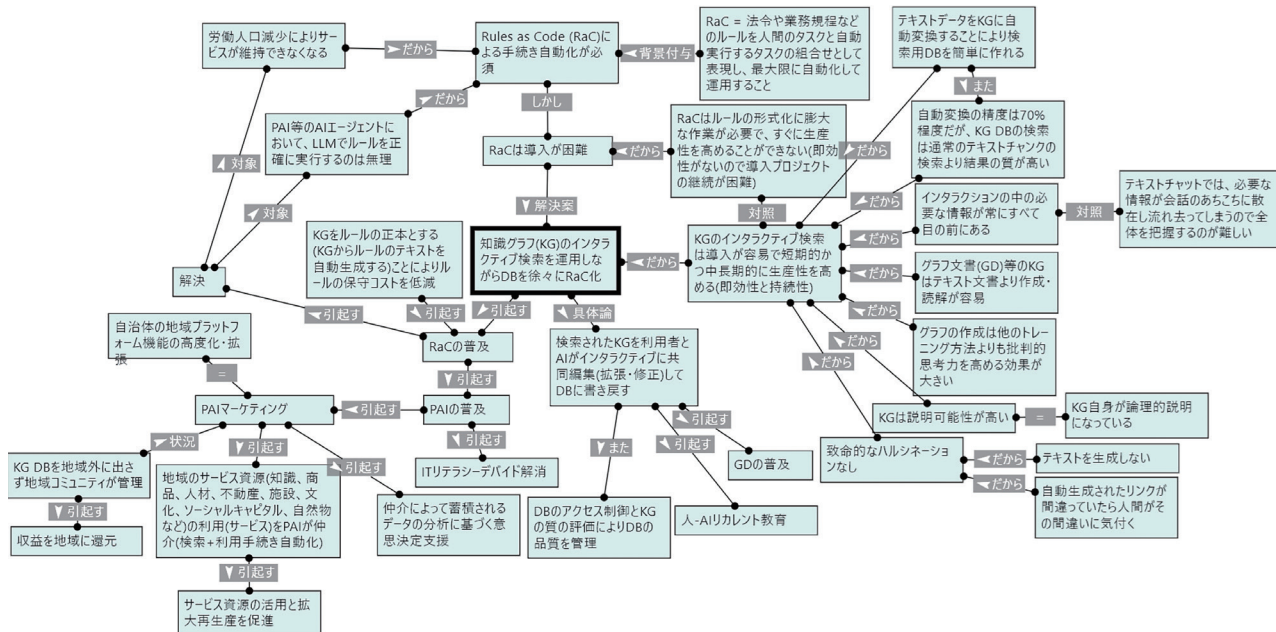


図1 本稿の概要を表わすグラフ文書

付けて記述することで、人間とコンピュータが協調して制度を運用する。

自治体の行政サービスに限らない地域のあらゆるサービス資源をKGに基づくRaCで記述したデータベースを整備すれば、地域においてサービス資源の高精度な検索と正確な手続きの自動実行が可能になる。さらに、仲介を通じて得られる利用データを分析することで、地域や組織の経営における意思決定支援にも活用できる。

2 地域プラットフォームの高度化

前述のように、PAIが個人や事業者に対してサービスを仲介するには、サービス資源を検索して利用手続きを正確に実行するための地域共通の基盤が必要になる。本稿ではこの基盤をPAIマーケティング(PAIM)と呼ぶ。PAIMは、PAIによるサービス仲介と、その仲介によって得られたデータの分析に基づく意思決定支援を一体として提供する地域プラットフォームである。

PAIMでは、地域のサービス資源を知識グラフ(Knowledge Graph: KG)で表現して管理し、KGに基づくRaCを運用する。

各利用者に関するデータは、当該利用者本人のPDSで管理する。PAIはPDS内のデータを用いてサービスを検索し、サービスの利用申請に必要な情報がPDSに登録されている場合には本人の同意の下で申請を自動実

行し、PDSのデータが不足していれば利用者に質問しながら申請する。たとえば利用者が自治体に出生届を提出する(またはPAIが提出を代行する)と、PAIは児童手当、保育園、乳幼児健診、予防接種など関連する行政サービスを利用者に提示する。利用が希望したサービスについては、PDSに保存されている住所、家族構成、口座情報などを利用して申請書類を自動作成し、本人が確認した上で提出できる。

サービスの利用履歴はPDSに蓄積され再利用されるので、その後のサービス検索や手続きはさらに効率化される。一方、パーソナルデータを事業者に開示するのはその事業者が提供するサービスを受けるのに必要な場合だけなので、プライバシー保護と利便性を両立できる。このようなサービス仲介を継続的に提供することで、住民・事業者・自治体が参加する地域エコシステムを形成できる。

しかしPAIMは住民(需要側)と事業者(供給側)からなる両面市場を媒介する地域プラットフォームなので、住民の利用が少ないと事業者が参加せず、事業者が少ないと住民も増えないという典型的なネットワーク効果の問題に直面する。この問題を解決するため、2段階の導入戦略を考える。

第1段階では、自治体の行政サービスにワンストップでアクセスできるPAIを住民と事業者に提供する。行政サービスはすべての住民・事業者が潜在的利用者であるため、PAIMを立ち上げる起点として最も適して

いる。PAIがあれば利用者は他のアプリやWebサイトを使う必要がなくなり、ITリテラシーによる格差が消える。自治体アプリの普及率は平均して地域人口の約11%であることから、まず人口の約10%を超える利用者基盤を形成することを目標とする。

第2段階では、この利用者基盤を活用して、地域事業者が広告、クーポン、アンケートなどを安全・安価かつ高精度に配信できる仕組みを提供する。ターゲティングはPAIが個人端末内で実行するため、パーソナルデータを端末の外に出す必要はない。広告主やサービス提供者から仲介手数料を徴収することでPAIMを運営し、その収益を地域サービスの維持・拡充へ還元する。住民の増加が事業者の参加を促し、事業者の増加が住民の利便性を高めるという正のフィードバックにより、PAIMは持続的に成長する。

3 Rules as Code の段階的導入

第2章で述べたように、PAIMの持続的な成長には、地域サービスをRules as Code (RaC) として整備し、PAIが正確に検索・実行できる基盤が必要である。しかし、RaCの全面的な導入は大きな困難を伴う。

RaCでは、制度や業務ルールを可能な限り機械が実行できる形式で記述しなければならず、多数の制度や手続きを形式化するために膨大な時間とコストを要する。

一方、地域では労働人口の減少が急速に進んでおり、行政・医療・福祉・流通・交通などの現場では即効性のある生産性向上の方法も同時に求められている。したがって、即効性のある生産性向上の別の方法を用いながら段階的にRaCを整備する必要がある。

その方法として、図2のような知識グラフ(KG)のインタラクティブ検索が考えられる。まず、既存の法令やマニュアルなどのテキストからグラフ文書(GD)を自動生成し、KGのデータベースを構築する。現在の技術ではGDの自動生成の精度は70%程度であるが、それでもグラフ構造を利用した検索は通常のテキストチャンクの検索より高品質な検索結果を返すことがわかっていて、したがって、KG検索だけで業務の生産性を直ちに改善できる。

この仕組みにRaCを組み込んだものを生活保護の受給判定の例で説明する。まず、利用者が「夫と別居中で子ども2人を育てているが、パート収入が月8万円しかなく生活が苦しいので生活保護を受けたい」と入力すると、埋め込み検索によって「生活保護の受給」というGDのノードが得られ、生活保護の受給ができる条件を表わす形式的知識グラフ(FKG)がそれに付加される。こうして得られるKGを図3に示す。青い部分がGD、ピンクの部分がFKGである。ここではまだ世帯の構成や認定収入が確定していないため、受給可能かどうか判定できないので「生活保護の受給」ノードに?が付いている。

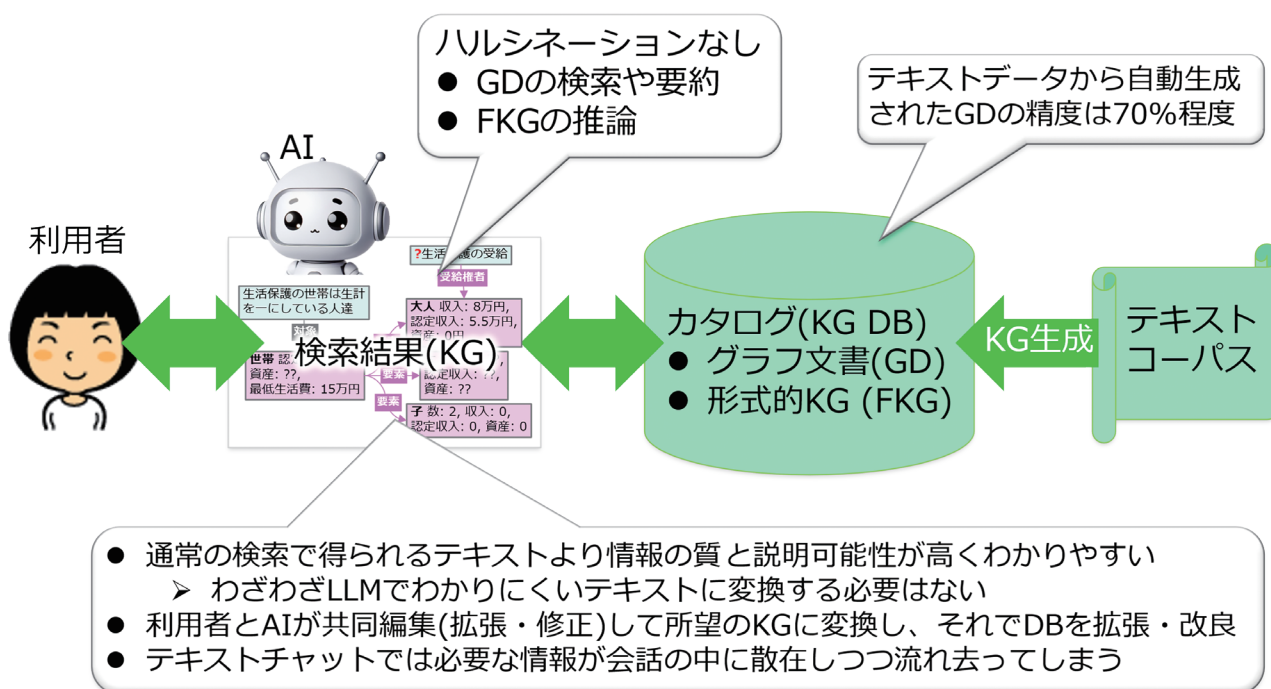


図2 知識グラフのインタラクティブな検索

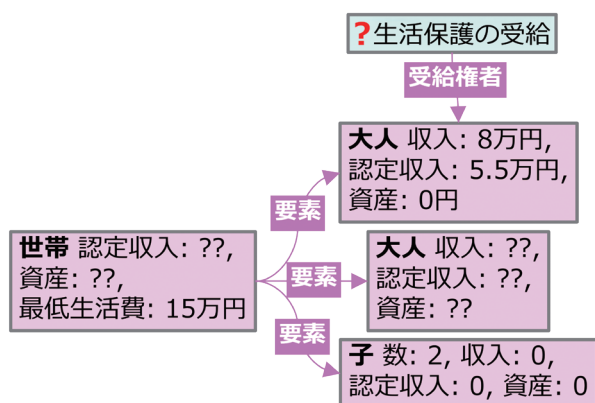


図3 「夫と別居中で子ども2人を育てているが、パート収入が月8万円しかなく生活が苦しいので生活保護を受けたい」による検索の結果

次に利用者が「世帯とは何か」と質問すると、PAIは「生活保護の世帯は生計を一にしている人達」というGDのノードを図3のKGに付加し、KGは図4のようになる。

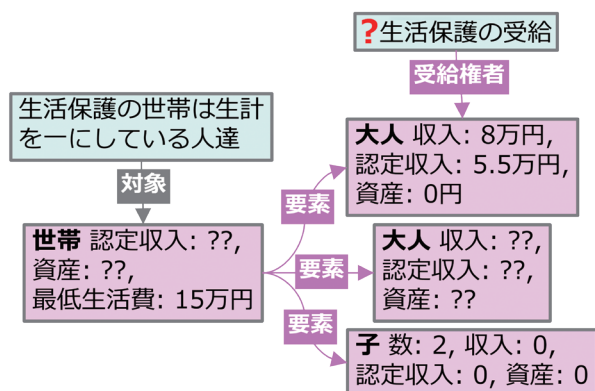


図4 「世帯とは何か」と質問するとその回答のノードがKGに付加される

すると利用者は、別居中の夫が世帯に入らないことがわかるので、図4のKGにおいて夫を表わす2番目の「大人」ノードを削除する。その結果、図5のように世帯の認定収入と最低生活費がFKGの実行によって求まり、受給条件「認定収入が最低生活費を下回り、資産が基準以下である」が成立し、月に10万5千円の生活保護を受給できることがわかる。

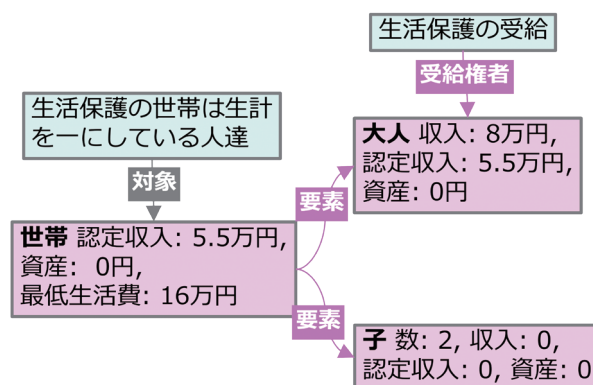


図5 夫のノードを削除すると世帯収入等が求まって生活保護が受給できることがわかる

この例の共同編集はKGに基づく推論であり、その結果をログとしてKG DBに登録しておけば監査に役立つだろう。一方、共同編集がDBの内容の修正等を含む場合には、共同編集の結果のKGは質が良ければDBに反映され、地域の知識基盤が継続的に改善される。

KGのインタラクティブ検索の特長を以下に列挙する。

- 既存テキストからGDを自動生成できるので、検索用DBを容易に構築できる。
- グラフ構造を利用することで、通常のテキストチャンク検索より質の高い検索結果が得られる(Liu, et al, 2026)。
- 従来のテキストチャットでは必要な情報が会話の中に散在して会話の進行とともに流れ去ってしまうので全体の把握が難しいが、KGのインタラクティブ検索では必要な情報をすべてKGとして可視化した状態で共同編集するので全体の把握が容易である。
- GDはテキスト文書より共同作成の生産性が高く(Zhang, 2020; Hasida, et al., 2024)、理解・編集しやすい。
- グラフの作成は他のトレーニング方法より批判的思考力を高める効果大きい(Álvarez Ortiz, 2007)。
- KG自体が論理構造を明示している(説明になっている)という意味において説明可能性が高い。
- 致命的なハルシネーションがない。自動生成されたリンクが間違っていれば、利用者は間違いに気付く。
- 利用者が日常的にKGをAIと共同編集することにより、KG DBが継続的に改善・拡張され、RaCが段階的に充実していく。

これらのメリットによってKGのインタラクティブ検索が多くの業務の現場に導入されれば、その運用が

RaC の普及を支え、RaC が PAI を普及させ、その結果として IT リテラシー格差を解消しながら PAIM を持続的に発展させることができる。さらに、KG をルールの正本とし、必要に応じてテキストを自動生成することで、ルール保守のコストを低減しルールの改善と施行を高速化することができる。

参考文献

- Álvarez Ortiz, C. (2007). Does philosophy improve critical thinking skills? (Unpublished master' s thesis). University of Melbourne.
- Kôiti Hasida, Zilian Zhang, Zifan Yao, Vili Valtteri Karilas, Shitao Fang, Kuanghuan Tan, Kenichi Shibata & Yusuke Matsubara (2024) Collaborative Graph-Document Composition is Efficient and Enhances Critical-Thinking Skills Without Extra Cost. In: Lemanski, J., Johansen, M.W., Manalo, E., Viana, P., Bhattacharjee, R., Burns, R. (eds) Diagrammatic Representation and Inference. (Diagrams 2024). Lecture Notes in Computer Science, vol 14981. 462–466, Springer, Cham. https://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-031-71291-3_39
- Dongqi Liu, Hang Ding, Qiming Feng, Xurong Xie, Zhucun Xue, Chengjie Wang, Jian Li, Jiangning Zhang, & Yabiao Wang (2026) Disco-RAG: Discourse-Aware Retrieval-Augmented Generation. <https://arxiv.org/pdf/2601.04377>
- Mohun, J., & Roberts, A. (2020). Cracking the code: Rulemaking for humans and machines. OECD Working Papers on Public Governance, No. 42. OECD Publishing. <https://doi.org/10.1787/3afe6ba5-en>
- Waddington, M. (2020). Research note: Rules as code. Law in Context, 37(1). <https://doi.org/10.26826/law-in-context.v37i1.134>
- Zhang, Z. (2020). Collaborative graph composition is more productive than collaborative text composition, master' s thesis, The University of Tokyo.

