

# LLMを用いた構造的因果モデルによる政策文書の可視化と比較分析

田中憲光 奥川雄一郎 勝野晃弘 長尾友美 河田博昭

NTT 株式会社

{tshmts.tanaka, yuichiro.okugawa, akihiro.katsuno, tomomi.nagao, hiroaki.kawata}@ntt.com

## 概要

企業や自治体では、将来予測やリスク評価のために政策文書を継続的に参照し、方針などを分析・把握することが求められる[1]。しかし、政策文書は一般的に文量が多く、背景、課題、施策、期待効果が混在するため、要点の把握や文書間比較には労力を要する。

本研究は、政策文書をLLMにて構造化要約し、背景( $X$ )、政策・介入( $Z$ )、結果( $Y$ )といった簡易的な構造的因果モデル (SCM) の形式に写像することで、政策文書が示す因果構造を可視化し、数値的に分析する枠組みを提案する。

実験では2023年、2025年に内閣府から発行された経済方針資料を利用し、因果構造による政策の可視化、意味分布の分析と、記述比重の高い分野をヒートマップにより示した。さらに、産業連関表の誘発係数を利用し、各文書の政策が経済全体に及ぼす波及効果の簡易指標を算出することで、視覚的・定量的な文書比較ができる可能性を検討した。

## 1 はじめに

政策文書には政府の重点施策や目標が記述されており、その分析は社会経済への影響把握を可能にする[1]。特に因果関係の記述は、政策の狙いと効果を結び、企業における意思決定への重要な情報となる。しかし、自然言語で書かれた大量の文書から因果関係を正確に抽出することは容易ではなく、暗黙的な因果を理解する知識や工夫が必要である。

このような背景を受け、近年では大規模言語モデル (LLM) を応用し、自動で政策文書を分析する手法について検討が行われている [2-5]

本研究では、LLMを利用して文書比較を行う方法の一例として、日本語の政策文書から因果関係を自動抽出、SCM形式として構造化し、文書間の比較分析を視覚的・定量的に行う手法を提案する。

方法は主に以下の4点として概要を報告する。

1. 介入を含む因果構造のグラフ化 (可視化)
2. SCMを用いた文書内容の多様性
3. 業種別の関連度によるヒートマップ
4. 誘発係数を用いた簡易経済波及スコア

本稿は、まず手法内容を述べ、次に実験結果として両文書の意味分布の比較と産業別ヒートマップを提示し、最後に結論を述べる。

## 2 先行研究

近年の大規模言語モデル (LLM) の発展に伴い、政策文書の理解や分析支援へのLLM活用が試みられている[2]。Turobovら[3]による国連の政策文書のLLMを用いたテーマ分析の自動化や、井澤ら[4]は、経済情勢判断におけるテキスト分析をLLMを用い集計・可視化する枠組みを検証している。小林ら[5]は、経済テキストからMMRを用いて因果連鎖として提示することで、経済効果の発見を支援する手法を提案している。

本研究では、これらの検討にて使われなかった介入要素を含む簡易的なSCM形式の因果構造を新たに導入することで、文書内の因果関係を直接取り出し、俯瞰および定量比較を行うことを検討した。

## 3 提案手法

### 3.1 LLMによるSCM抽出とグラフ化

LLMによるSCM形式の因果抽出 (背景 ( $X$ )、政策・介入 ( $Z$ )、結果 ( $Y$ )) について、概念と手法について述べる。先に述べたように本研究で用いているSCMの構成は、因果に介入要素 $Z$ を加え、連鎖的に把握することを目的とした。図1に設定したSCMの構造を示す。文章を「 $X$ のため、 $Z$ を行うことで、 $Y$ になる」といった行動を含む因果関係にて表すことで政策文書を整理し、分析しやすい構成に写像した。

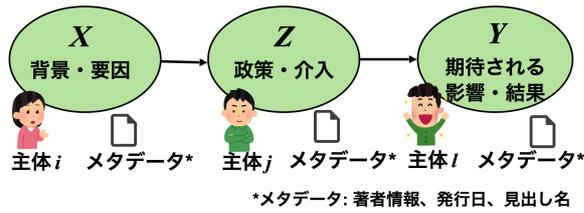


図1 簡易的なSCM形式の因果モデル

なお、本研究におけるSCMの各要素は、政策分析に特化した以下の設定とした。

- $X$ : 背景・要因 (社会課題、制約、必要性、政府行為を含めない)
- $Z$ : 政策介入・手段 (具体施策、例えば制度整備、法改正、予算措置、補助金、規制等)
- $Y$ : 期待される影響・結果 (社会・経済的状态変化 ( $Z$ の言い換えを含めない))

このような構成は、SCM本来の厳密な定義とは異なるが、政策と期待される影響の関係性を俯瞰しやすい構成として採用した。

図2に、抽出したSCMをグラフとして可視化の際の処理構成を示す。政策文書はセクション単位 (300文字程度) に分割して処理を行った。構造化要約はSCMのフォーマットを記載したプロンプトにて実行した[2]。抽出された各要素 $X, Z, Y$ は長文を含むため、LLMにてキーフレーズ (名詞句・動詞句) のみ抽出し、各要素のテキストとした。これにより文書内のSCMの各要素に共通性が生まれ、共通の $X$ や $Z$ で集約したグラフ化が可能になる。政策文書の分析観点では、本方法により課題に対する多様な政策手段をグラフベースで可視化、要因-政策-結果の連携把握が可能となる。なお、SCMの各要素データは、JSON記述によるオブジェクト形式を採用した。オブジェクトのプロパティには、 $X, Y, Z$ の主体 $i, j, l$ 、メタデータ (著者情報、文書発行日、見出し名) を組み込み、「誰が」「誰に対して」作用し、「何が変化するのか」を構造的に理解し、結果のトレーサビリティ向上を図った。

### 3.2 分布指標 (JS距離とエントロピー)

政策文書ごとの注力構造の差や記述の多様性を分析するため、構造化された $X, Z, Y$ 毎に文書間のJensen-Shannon距離 (JSD)  $d$  とエントロピー  $H$  を計算した。

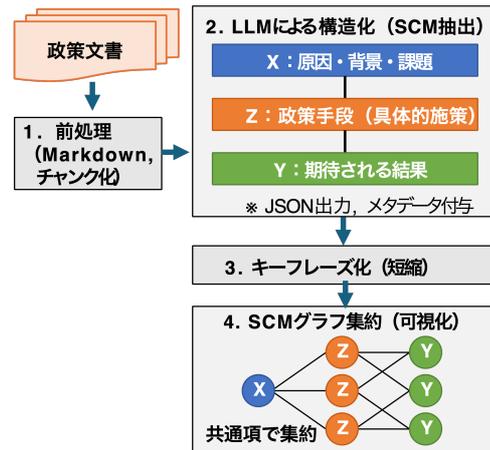


図2 グラフ化の処理構成

### 1) 文書間の意味分布差: Jensen-Shannon距離

JSDは2つの確率分布間の類似度を測る指標であり、1に近いほど分布が離れていることを示す。今回利用したJSDの計算内容を以下に示す。文書 $D$ を構造化したSCMの各要素  $r \in \{X, Z, Y\}$  を、埋め込み空間でクラスタリングし、クラスタ頻度を確率分布  $P_r^{(D)}$  (意味分布) を構成した。

ここで、比較する文書  $D \in \{A, B\}$  の混合分布を

$$M_r = \frac{1}{2}(P_r^{(A)} + P_r^{(B)})$$

として設定し、JSD (対称・有界) を

$$JSD(P_r^{(A)} \parallel P_r^{(B)}) = \frac{1}{2}KL(P_r^{(A)} \parallel M_r) + \frac{1}{2}KL(P_r^{(B)} \parallel M_r)$$

とし、平方根を取った値を文書間の距離とした。

$$d_{JS}(P_r^{(A)}, P_r^{(B)}) = \sqrt{JSD(P_r^{(A)} \parallel P_r^{(B)})}$$

$d_{JS}$  は、小さいほど  $r$  (課題 $X$ 、施策 $Z$ 、効果 $Y$ ) で述べられているカテゴリが文書間で近いことを示す。

### 2) 文書内の多様性: 意味エントロピー

文書  $D$  における意味分布  $P_r^{(D)}$  に対して、多様性は Shannon エントロピーで評価した。

$$H(P_r^{(D)}) = - \sum_{k=1}^{K_r} p_{r,k}^{(D)} \log p_{r,k}^{(D)}$$

より広く多様な分野を扱うほど、エントロピー  $H(P_r^{(D)})$  が高く現れることから、文書が述べるカテゴリの多様性、集中度を比較する指標として計算した。

### 3.3 産業分類別の関連度と可視化

政策がどの産業に関連するかを分析するため、日本標準産業分類に基づく13の産業分野[6]と政策の

関連度を、SCMから簡易的に計算した。

関連度の計算方法を以下に示す。まず、対象文書

$D \in \{A, B\}$ から抽出された*i*個のSCMユニット

$u_i^{(D)} = (X_i^{(D)}, Z_i^{(D)}, Y_i^{(D)}) (i = 1, \dots, N_D)$  に対し、

標準産業分類 (37分類) [7]  $g = 1, \dots, G (G = 37)$

への関連度をLLMにて評価し、以下の3段階の数値で付与した。

$$a_{i,g}^{(D)} \in \{0, 1, 2\}$$

(影響なし: 0、影響あり: 1、大いに影響: 2)

この関連度 $a_{i,g}^{(D)}$ の導出は、この37分類の関連度を日

本標準産業分類等に基づき13分類へ結合する写像

$\pi(g) = s (s = 1, \dots, S, S = 13)$  を設定し、13分類に統合した。

$$R_{i,s}(D) = \sum_{g:\pi(g)=s} a_{i,g}^{(D)}$$

この関連度について文書*D*単位の産業分類別総和を総和正規化し、分布として表現した。

$$S_s^{(D)} = \sum_{i=1}^{N_D} R_{i,s}(D), \quad \tilde{S}_s^{(D)} = \frac{S_s^{(D)}}{\sum_{s'=1}^S S_{s'}^{(D)}}$$

この13分野別の正規化値 $\tilde{S}_s^{(D)}$ を文書毎にヒートマップにて示すことで、各文書が論じる重点分野を一目で把握できるよう可視化を行った。

### 3.4 誘発係数による簡易経済波及スコア

政策がどれだけ経済活動に波及しやすい構造か、を比較するための指標として、総務省が発行する産業連関表[6, 7]における産業 *g* 毎の生産誘発係数 $w_g$ を外生的な重みとして用い、3.3節で計算した産業分類別の関連度 $a_{i,g}(D)$ を乗じることで、簡易的な経済波及スコアを求めた。

SCMユニット*i*ごとの波及スコアを、

$$Impact_i^{(D)} = \sum_{g=1}^{37} w_g a_{i,g}^{(D)}$$

と定義し、文書単位*D*の総和を指標とした。

$$DocImpact_{sum}^{(D)} = \sum_{i=1}^{N_D} w_g Impact_i^{(D)}$$

本来の産業連関分析は、最終需要ショック*f*と、レオンチェフ逆行列文書から推定するが、文書解析のみでは難しいため、経済への波及のしやすさを近似し、比較する指標とした。したがって絶対値の解釈

ではなく、文書間の相対比較を把握する指標として定義した。

## 4. 実験

本手法の効果を確認するために、実際の政策文書を用いて実験を行った。政策文書には、内閣府が公開する経済政策方針2冊を対象とし、文書Aは2023年[8]、文書Bは2025年[9]の資料を採用した。文量は2冊とも50-60ページ程度、約7万文字程度である。LLMでの処理のため、文書を見出し単位に分割して、150-350トークン前後(200~400文字)毎にSCM生成を行った。言語モデルはGPT-4o-mini、温度係数は0.7とし、LLMでの推論は行わないよう指示した(見つからなければNaNとする)。

### 4.1 SCM構造化とグラフによる可視化

以下、実験の結果を述べる。政策文書A, Bから抽出されたSCMのユニット数 $u_i^{(D)}$ は、文書A, Bどちらも総数およそ300、*X*のユニーク数は約150、*Z*/*X*の平均は1.8程度であった。(統計的には、1つの要因*X*に、平均2つ程度の政策*Z*が扇状に紐づいた構成)

表1に要素別の上位キーフレーズのトップ3をまとめた。文書A, B間で課題の焦点が異なることが確認できる。例えば、文書Aは社会・人への課題、Bは地域、産業対応を注視する違いが読み取れる。

図3に文書Bから抽出したSCMのグラフ例を示す。図より単一の*X*に対して扇状に広がる*Z*の幅から課題に対する政策手段の幅(選択肢の広さ)を確認

表1 要素別上記キーフレーズ  
(上位3件、括弧は出現回数)

	文書A(2023)	文書B(2025)
背景 <i>X</i>	女性活躍の必要性(10) / 中小企業の活力確保(10) / 少子化への対応(9)	海洋環境への対応(11) / 中小企業支援の必要性(10) / 地域リソースの確保(10)
政策 <i>Z</i>	民間投資促進の実施(3) / デジタル技術活用の推進(2) / リ・スキリング支援の実施(2)	中小企業支援の実施(3) / 中堅企業支援の実施(2) / 担い手育成の実施(2)
結果 <i>Y</i>	経済成長の持続化(5) / 行政サービスの向上(5) / 産業競争力の向上(4)	生産性の向上(7) / 医療サービスの向上(7) / 地域経済の活性化(6)

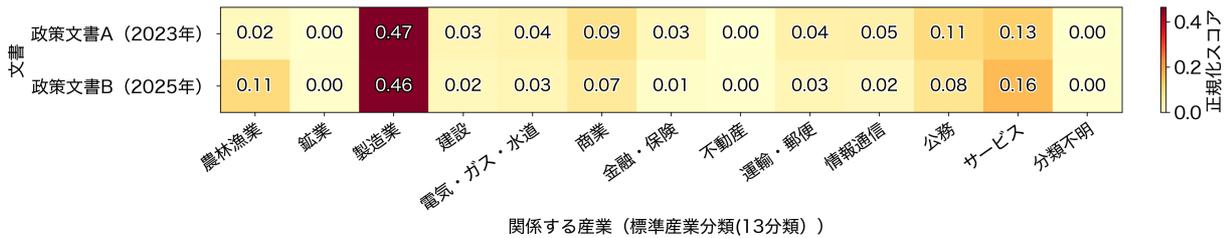


図4 標準産業分類（13分類）との関係度ヒートマップ

できる。また結果Yが、Zより少ないことは、多様な政策手段で共通の効果を想定している可能性も解釈できる。

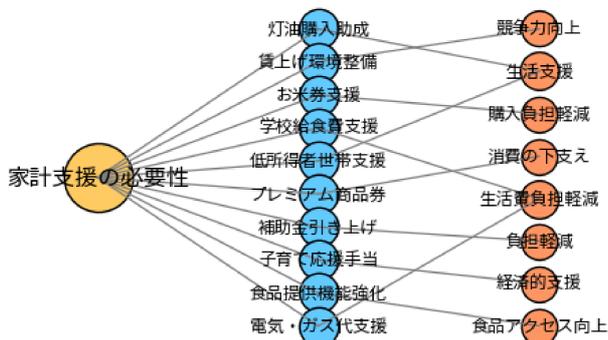


図3 政策文書B (2025年) の政策グラフ例 (左からX (背景)、Z (政策)、Y (結果) を示す)

#### 4.2 意味分布とエントロピーによる比較

表2にSCMから得られた意味分布による評価結果を示す。JS距離はいずれの要素でも高く、文書間で背景・施策・効果の意味構成が大きく異なることが示された。特にZの差が最大であり、施策設計の違いが文書差の主因である一方、意味エントロピーはBでわずかに増加し、政策射程の拡さが示唆される。

表2 政策文書A,B間のJS距離およびエントロピー

#### 4.3 産業分類別のヒートマップ

	JS距離	H (文書A)	H (文書B)	Hの差分
X	0.82	3.41	3.51	0.10
Z	0.83	3.68	3.70	0.02
Y	0.76	3.57	3.60	0.03

図4に、各文書が論じる政策が、どの産業と関係するか、どの産業に関連する政策か、を相対的にヒートマップにて可視化した例を示す。本例では、文書A、Bともに共通して製造業に政策議論が集中

していることがわかる。個別にみると、文書Aは商業、公務、金融など社会構造に、文書Bでは農林漁業、サービスなど1次産業・生活へ相対的に比重が高いことが相対的に把握できる。このように政策の影響が集中している業種や、文書間の差分が可視化でき、理解を補助することが示唆される。

#### 4.4 簡易経済波及スコア

政策文書をもとにした簡易的な経済波及スコアは、本例では以下のように計算された。

- ・政策文書A (2023) : 約50 (49.99)
- ・政策文書B (2025) : 約56 (56.04)

文書Bは約12%ほど高いが、これは農林水産や製造といった波及効果が大きい産業への記述が寄与している。このような文書データとマクロ経済のウェイトを利用した評価値は、言語情報単独にはない定量化の利点があり、経済的インパクト比較の簡易的な参考指標なり得る可能性が示唆される。

### 5 考察、まとめ

本研究では、政策文書を構造的因果モデル(SCM)に基づくX、Z、Yの単位へ分解し、背景・施策・効果の対応関係を明示的に可視化した。SCM形式のグラフは扇形となり、課題への多様な施策が限られた政策目的へ収束する構造や、文書間での政策注力点の違いを直感的に把握できることを示した。さらに、SCM単位を基に意味分布指標を導入することで、政策記述の構成差を定量的に比較可能とした。産業分類スコアと誘発係数を組み合わせることで、政策テキストが触れる産業構造の関係や波及見込みを簡易に評価できる可能性を示した。

今後は、SCMの時系列比較や、他のマクロ指標との統合により、政策文書の変化を定量的に追跡する分析枠組みなどを検討する。

## 参考文献

1. 文部科学省 科学技術・学術政策研究所 科学技術予測・政策基盤調査研究センター. 政策文書等の未来に関する記述の調査, 2024.
2. 田中憲光, 奥川雄一郎, 長尾友美, 勝野晃弘, 河田博昭. オブジェクト形式のノードによる簡易な因果グラフの生成と活用の一検討. 人工知能学会全国大会論文集 第39回 (2025), 2025.
3. Aleksei Turobov, Diane Coyle, and Verity Harding. Using ChatGPT for Thematic Analysis. arXiv preprint arXiv:2405.08828, 2024.
4. 井澤 公彦, 亀井 郁夫, 柴田 菜緒, 高橋 悠輔, 米山 俊一. 大規模言語モデルを用いた新たなテキスト分析の取組み—最近の賃金・物価動向に関する分析への応用—. 日銀レビュー・シリーズ, No.2024-J-14, 2024.
5. 小林 涼太郎, 和泉 潔. 経済波及効果発見のための出力の多様性を考慮した因果連鎖提示システムの構築. 人工知能学会第37回全国大会論文集, 2L4-GS-3-01, 2023.
6. 総務省・内閣府・経済産業省. 令和2年(2020年)産業連関表:最終需要項目別生産誘発係数(13部門分類). 政府統計の総合窓口 (e-Stat), 2025.
7. 総務省. 令和2年(2020年)産業連関表:最終需要項目別生産誘発係数(統合大分類:37部門). 政府統計の総合窓口 (e-Stat), 2025.
8. 内閣府, 経済財政運営と改革の基本方針2023, 2023.
9. 内閣府, 「強い経済」を実現する総合経済対策, 2025.