

2025 年度  
AI ラボ年次報告書

広島 AI ラボ



# AI を活用した BPR に関する取組

広島 AI ラボ 江盛 翔太

# 目次

第1章 目的	5
第2章 背景	5
2.1 筆者の実体験	5
2.2 広島県庁における実態調査	6
2.3 技術的背景	14
第3章 解決策の仮説	15
3.1 調査結果に対する解決の方向性	15
3.2 検証する仮説	16
第4章 探究手法	17
4.1 業務プロセスの可視化機能の設計と試行錯誤	17
4.2 LLM との対話機能の実装	19
4.3 効果検証の方法	23
第5章 検証結果と考察	23
5.1 業務フロー図としての構造化	23
5.2 改善思考の促進支援	25
第6章 今後の展望	25
参考文献	26

## 第1章 目的

地方公務員数は1994年の328万人から2024年には281万人になり、47万人減少した<sup>1</sup>。一方、業務量は増加傾向にある可能性が指摘されている<sup>2</sup>。こうした状況を受け、国は「デジタル社会の実現に向けた重点計画」（2025年6月閣議決定）等を通じてDXと業務改革（Business Process Reengineering、以下「BPR」という。）を推進している。

しかしながら、広島県庁では多くの職員が業務のやり方を見直す、すなわちBPR<sup>3</sup>の必要性を認識し、一定の着手はされているものの、その成果を実感するに至るまで「やりきれていない」という課題が存在する。

こうした状況の中、本探索においては、この「やりきれていないBPR」という課題に対し「AI技術を活用した支援がどのように寄与しうるか」を探索的に検証することを目的とする。

## 第2章 背景

本章では、本取組の背景について述べる。

### 2.1 筆者の実体験

筆者は広島AIラボに配属される以前、庁内でDXを目的とした業務改善を担当していた。庁内各課からの相談に応じる中で、組織として共有されているべき「業務全体の流れ」が共有されていないケースが多いことに気づいた。共有されている情報の多くは、各担当が自身の視点で書いた作業手順に限定されていた。そのため、相談を受けるとまず、原課や関係者の業務遂行過程（いわゆる「業務プロセス」）の調査や聞き取りを行い、業務プロセスの図式化、すなわち「業務フロー図<sup>4</sup>」の作成を行うことを通じて、業務の全体像を把握した。その後、業務フロー図の原課への共有をきっかけに、業務の目的や課題の所在について話し合い、共通認識を得た後、解決策の検討を進めてきた。

こうした経験を通じて、庁内で「業務改善」として扱われている取組の多くに、その進め方に改善の余地があり、また、業務プロセスの全体像を把握し、その前提を問い直すことに十分に踏み込めていないのではないかという問題意識を持つに至った。この問題意識を背景として、広島AIラボ配属後、AIを活用し、業務プロセスにおける非効率な作業を

---

<sup>1</sup> 総務省（2024）「地方公務員数の状況」 [https://www.soumu.go.jp/main\\_content/000608426.pdf](https://www.soumu.go.jp/main_content/000608426.pdf)

（2025年12月確認）

<sup>2</sup> 日本総合研究所（2021）「地方公務員は足りているか」

<https://www.jri.co.jp/MediaLibrary/file/report/jrreview/pdf/12542.pdf>（2025年12月確認）

<sup>3</sup> 庁内においては「業務改善」という語が、業務プロセスの前提を問い直す取組を含めて広く用いられており、必ずしもBPRとの明確な区別がなされていない。本報告書では、こうした実態を踏まえつつ、業務プロセスの前提を問い、再設計を行う取組に焦点を当て、これをBPRとして整理する。

<sup>4</sup> 本報告書では、業務の流れや工程そのものを「業務プロセス」、それを図式化したものを「業務フロー図」と呼ぶ。

洗い出す「業務の棚卸」を効率化することで、庁内の BPR を加速させ、ひいては職員が自律的かつ簡易に BPR に取り組める環境を構築できないかと考えた。

## 2.2 広島県庁における実態調査

### 2.2.1 調査の概要

2.1 節の課題認識について、職員を対象に実施したアンケート<sup>5</sup>およびインタビュー調査<sup>6</sup>を基に検証した<sup>7</sup>。本調査は、職員が実際に改善余地をどの程度認識し、どのような障壁に直面しているのかを明らかにすることを目的として実施された。アンケート調査は全職員を対象とし、2,281 名から回答があった。インタビュー調査は、各部局から無作為に 1~2 名を抽出し、計 30 名に実施された。

### 2.2.2 BPR がやりきれていない実態

アンケートから、多くの職員が BPR の必要性を認識しながらも、実際の改善活動を「やりきれていない」という課題が客観的に示された。

具体的には「現在の担当業務における見直しの余地」に関して、「大きいと思う」と「ややあると思う」と回答した人の割合を合計すると 68.6%に達した（図 2-1）。しかし、「担当業務に対する改善取組状況」に関しては、改善取組で「成果を実感している」と回答した職員は 18.1%にとどまり、「取組の必要性は感じているが、取り組めていない」が 33.3%と最も多かった（図 2-2）。

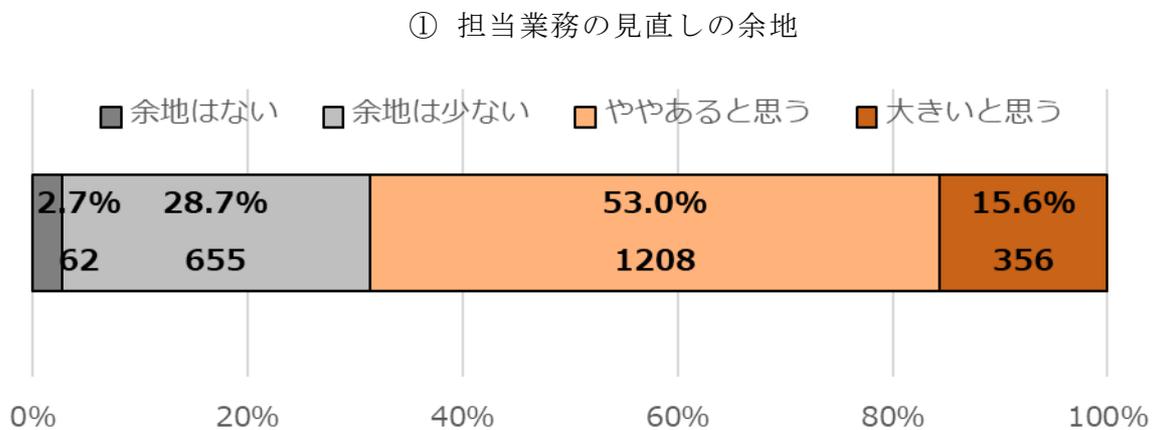


図 2-1 アンケート結果①

出所：筆者作成

<sup>5</sup> 以下、アンケートの結果に言及する際は「アンケート」と記載する。

<sup>6</sup> 以下、インタビューの結果に言及する際は「インタビュー」と記載する。

<sup>7</sup> 本調査にあたっては、北陸先端科学技術大学院大学西村教授および伊集院講師から、調査設計等に関する学術的助言をいただいて実施された。

② 担当業務に対する改善取組状況

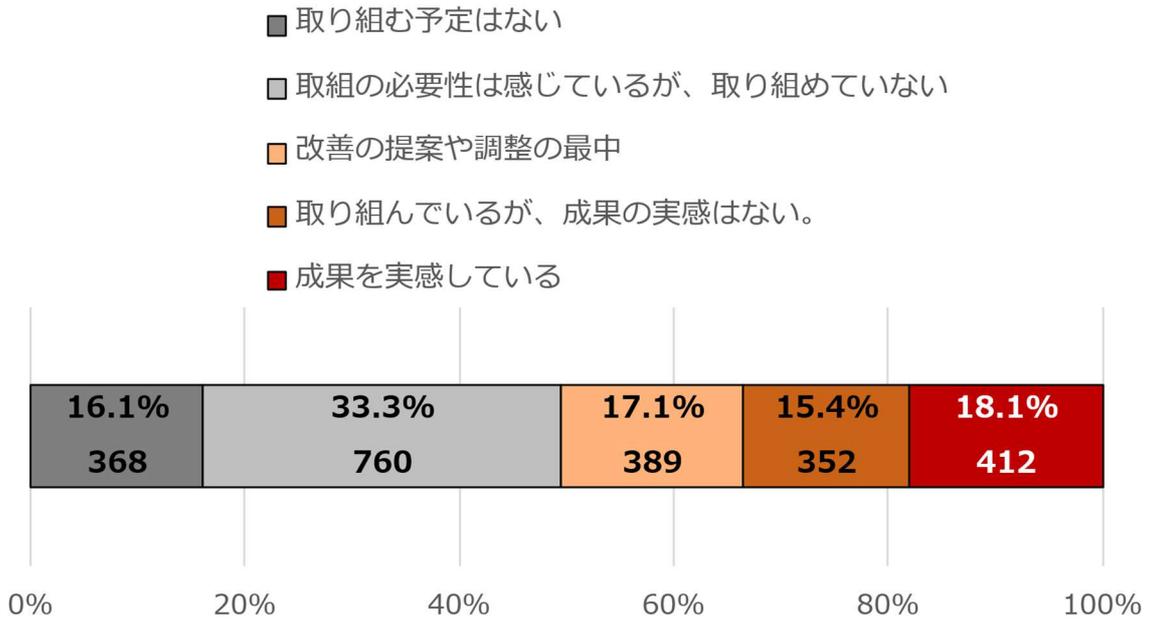


図 2-2 アンケート結果②

出所：筆者作成

また、改善に取り組めていない理由として、「時間がなくて後回しになってしまう」を選択した職員が 51.0%と最も多かった（複数選択）。図 2-3 に回答の多かった上位 3つの選択肢を示す。

③ ②で「行動していない」「改善の予定はない」と回答した理由  
（複数選択可）

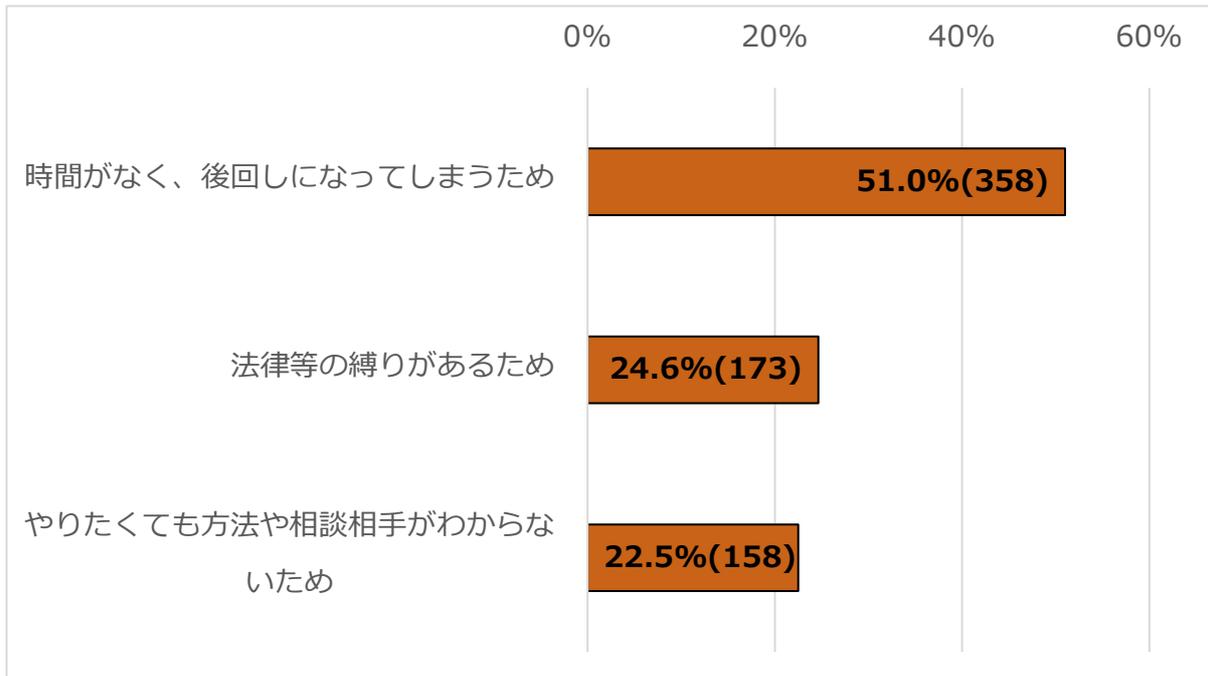


図 2-3 アンケート結果③

出所：筆者作成

さらに、BPR手法に関する経験・理解については、「実践したことがある」職員が10.4%にとどまり、「学んだことがない」職員が44.0%に達した（図2-4）。

#### ④ BPR等に関する学習・実践経験

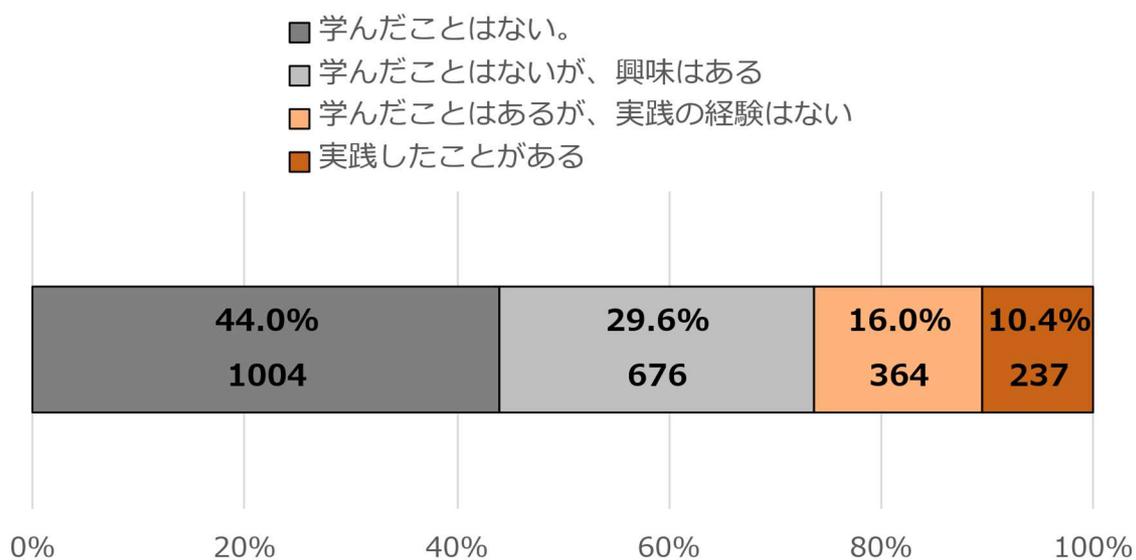


図2-4 アンケート結果④

出所：筆者作成

加えて、改善イメージの範囲については、「他課と調整・協力が必要になる範囲」以上をイメージできる職員は 23.1%にとどまり、76.9%は「所属組織内」または「自分個人の担当範囲」までしかイメージできていなかった（図 2-5）。

⑤ 改善のイメージが湧く範囲

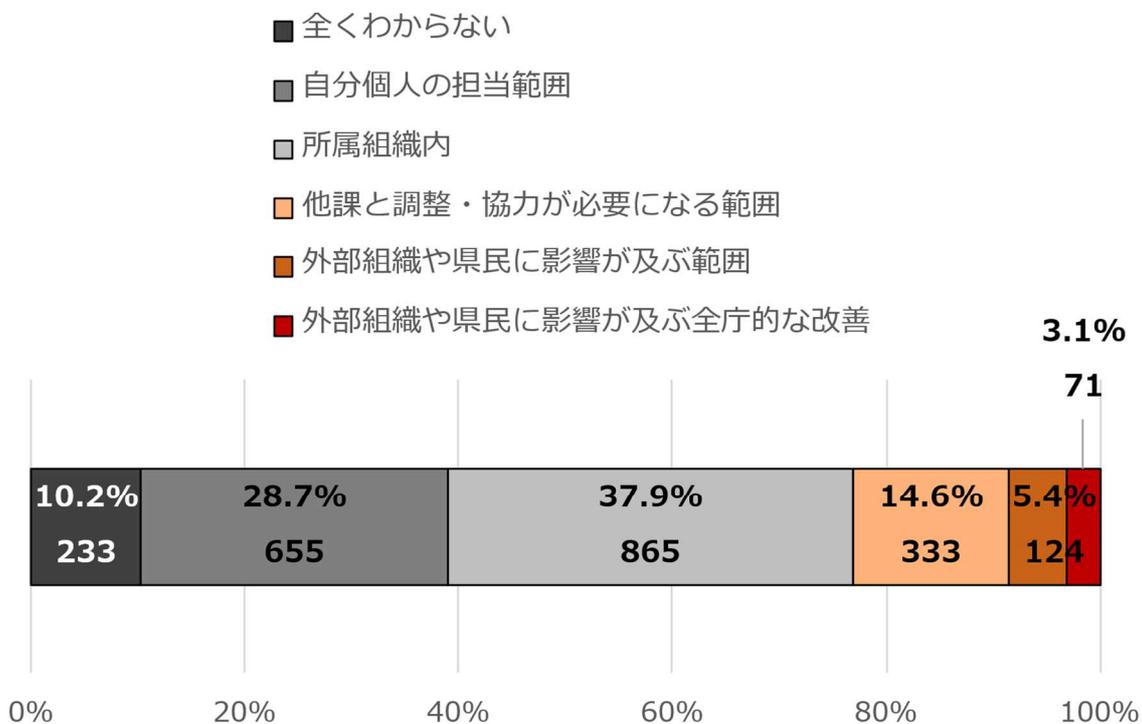


図 2-5 アンケート結果⑤

出所：筆者作成

インタビューにおいても、傾向としてBPRを「やりきれていない」要因について「時間的・人力的な制約」に言及する職員が多かった（表2-6）<sup>8</sup>。さらにアンケートでは把握できなかった業務の現状把握に対する負担感や、部署間の情報共有のための仕組みや連携不足、改善活動に対するネガティブな印象などの具体的な要因も多く指摘された。

表 2-6 インタビュー結果

言及された要因	具体例	人数
余力の不足	目の前の業務で精一杯、改善に充てる時間がない、事務作業が膨大	18名
専門的ノウハウの蓄積や支援の不足	業務フロー図作成の労力が大きい、改善の進め方がわからない、伴走支援が欲しい	16名
情報共有・連携の不足	他課の業務内容がわからない	15名
改善動機と推進体制の不足	改善するモチベーションを持ってない、推進主体が不明確	15名

出所：筆者作成

<sup>8</sup> 複数の要因に言及した職員がいるため、合計は30名を超える。

### 2.2.3 調査から見た要因の構造

アンケートおよびインタビューで確認された「やりきれていない」BPRの背景にある主要な要因を、「余力の不足」、「専門的ノウハウの蓄積不足及び支援の不足」、「部署間の情報共有・連携の制約」、「改善動機と推進体制の不足」、の4つにまとめた。これらの関係性を整理したものを現状問題構造ツリーとして図 2-7 に示す。

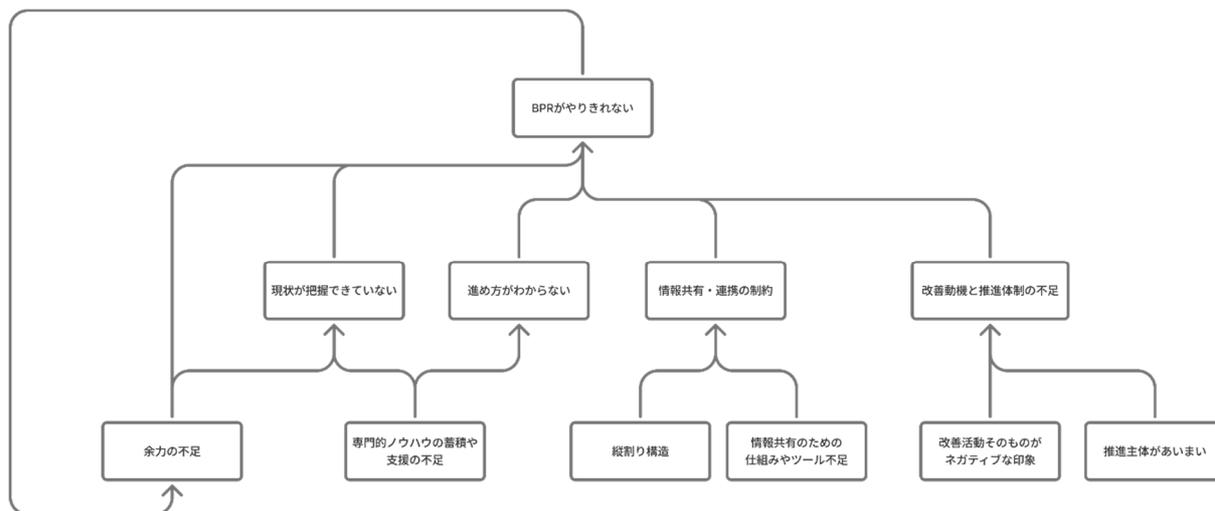


図 2-7 現状問題構造ツリー

出所：筆者作成

### 2.2.4 主要な要因の分析

#### (1) 余力の不足

アンケートで最も多く選択された要因である。インタビューでも 30 名中 18 名が言及しており、最も広く認識されている障壁といえる。

インタビューでは、DX の意義や BPR の必要性を認識しているものの、日常業務への対応に追われ、改善活動に時間を割くことが困難な状況にあるとの声が聞かれた。また、課内での勉強会や事例共有といった組織的な学習活動も時間的制約から実施が難しくなっているとの認識が示された。

さらに照会業務や定型的な目の前の事務作業に時間を奪われ、中長期的に業務負担を軽減する取組が後回しになりやすいという課題も指摘された。

こうした制約は、BPR が進まないことで業務量が減らず、さらに時間がなくなるという悪循環を生んでいる。

#### (2) 専門的ノウハウの蓄積不足及び支援の不足

アンケートからは、BPR に取り組む上で必要となる方法や相談先が十分に共有されておらず、関連する手法を学ぶ機会も限定的である実態が確認された。インタビューでも 30 名

中 15 名が同様の課題に言及しており、専門的ノウハウの不足や、それを補完する支援体制の不足が、BPR を進める上での大きな障壁となっていることがうかがえる。

インタビューでは、課題認識自体は共有されているものの、それを業務プロセスの分析や改善案の具体化へと発展させるための方法論が十分に浸透していないとの認識が示された。その結果、問題認識があっても実践的な改善活動に結びつかない状況が生じているという。

とりわけ、業務プロセスの可視化は、BPR の前提となる重要な作業である一方で、一定の専門的知識や技術を要する。インタビューでは、業務知識が暗黙知として担当者個人の中に留まっており、文書や図として整理されていない実態が複数指摘された。また、業務の複雑さそのものが可視化作業の負担を高めているとの声もあり、現状把握の段階で既に時間的・技術的な制約に直面しているケースが見られた。

稲継（2024）は、DX や BPR を進めるためには、まず「何の目的のために、何をするのか」という業務の内容が見える化」することの重要性を指摘しているが、広島県庁においては、その「見える化」自体が大きな負担となっている。

さらに、専門的知見を有する部門や人材による支援の不足も、こうした負担感を増幅させている。事業課単独での取組には限界があり、デジタル部門等の専門人材による伴走支援を求める声が聞かれた。

このように、事業課における業務プロセスの可視化・分析に必要な専門的ノウハウや技術が十分に蓄積・共有されておらず、加えて、それを補完する相談・伴走支援の仕組みも限定的であることが、BPR を阻害する要因となっていると考えられる。

### （3）情報共有・連携の制約

アンケートおよびインタビューから、情報共有や部局間連携が十分に機能していない可能性が示され、自課内に閉じた発想になりがちである実態がうかがえる。

他課を巻き込む取組については、所属長の後押しがなければ進めにくいとの認識が示された。また、他課の業務内容や負荷状況が見えにくいことが、改善の発想や連携を阻害しているとの指摘もあった。事業課固有の情報が十分に共有されておらず、各職員がどのような業務にどの程度の時間や負担をかけているかが把握しにくい状況にあるという。

加えて、必要な情報を探す行為そのものが大きな負担となっている実態も明らかになった。情報検索に費やす時間が業務全体の中で相当の割合を占めているとの声もあり、情報の整理・体系化の重要性が認識されている。

このように、組織内での情報共有や業務の見える化が十分に機能していないことが、現状把握時の視野を狭め、結果として BPR の検討や実行を困難にしていると考えられる。

### （4）改善動機と推進体制の不足

インタビューでは 16 名が、改善動機や推進体制に関する課題に言及した。とりわけ、改善に取り組んだ結果が必ずしも職員の負担軽減や評価につながらないという認識が、改善意欲を低下させている状況が語られた。

改善によって生じた余力が、取り組んだ職員や職場の負担軽減に直接還元されるとは限

らないとの認識があり、このことが BPR への積極的な参画を躊躇させる一因となっているのではないかという指摘があった。

また、改善を誰が主導し、どの段階まで責任を持つのが明確でない点も、取組が停滞する要因として指摘された。改善の必要性について日常的に議論されることはあっても、具体的な実行段階で推進主体や期限が曖昧になり、検討が止まってしまうケースが見られるという。

このように、改善活動に対する明確なインセンティブが乏しいことに加え、推進主体や意思決定のプロセスが曖昧であることが、BPR への継続的な取組を困難にしているといえる。

## 2.3 技術的背景

本節では業務プロセス可視化に関する技術的アプローチの状況と、最新の AI 技術がもたらす新たな可能性について述べる。

### 2.3.1 業務プロセス可視化技術の現状

業務プロセスの可視化手法として、近年プロセスマイニングが注目されている。これは、業務システムのログデータを分析し、実際の業務プロセスを自動的に可視化する技術である。しかし、運用には業務ログが体系的に整備されていることが前提となる。

広島県庁では、部署ごとに利用しているシステムや記録方法が異なり、業務ログが統一的に蓄積されていない。また、人力による作業など、システムが処理していない工程も多い。そのため、プロセスマイニングを直ちに導入することは難しい。また、導入には一定のコストや専門知識も求められる。

### 2.3.2 LLM による新たな可能性

近年、大規模言語モデル (Large Language Model: 以下「LLM」という。) の性能が向上し、自然言語による対話を通じて情報を引き出し、整理することが可能となっている。

こうした特性により、LLM はこれまで人手による聞き取りや整理に依存してきた業務内容の把握や整理において、新たな技術的アプローチを提供し得る。例えば、職員との対話を通じて業務内容を聞き取り、その内容を整理・要約することで、業務の流れや関係性を形式的に表現することが可能となる。また、自然言語で記述された業務説明から、手順や分岐、関係主体といった要素を抽出し、業務プロセスとして再構成することも技術的に可能となってきている。

さらに、LLM は単一の業務だけでなく、複数の業務内容の記述を横断的に参照し、類似点や共通構造を抽出することが可能である。このため、過去に整理された業務プロセスや他部署の業務プロセスを踏まえた比較や参照を行うことで、従来のように個別の担当者の経験や知識に依存していた業務理解の在り方とは異なる、新たな整理手法に期待できる。

このように、LLM は自然言語を媒介として業務に関する知識を引き出し、整理・構造化する能力を有しており、業務プロセスの可視化や分析において、従来手法を補完する技術として位置づけられる可能性がある。

## 第3章 解決策の仮説

本章では、2.2 節で提示した調査結果に対して、2.3.2 項で提示した LLM の可能性を踏まえ、LLM を活用した BPR 支援に関する具体的な解決策の仮説を述べる。

### 3.1 調査結果に対する解決の方向性

#### 3.1.1 余力の不足

時間的・人力的な制約は、BPR が進まないことで業務量が減らず、さらに時間がなくなるといった悪循環の中にある。この悪循環を断ち切るには、逆説的ではあるが、BPR 自体を推進し、余力を生み出すことが必要である。すなわち、BPR の取組を容易にし、短時間で成果が期待できるような、BPR を推進するための支援策を講じることで、悪循環から好循環への転換が期待できる。

#### 3.1.2 専門的ノウハウの蓄積及び支援の不足

2.2.4 項（2）で述べたとおり、業務フロー図の作成には一定の専門的知識と労力を要する。この問題は、LLM を活用することで軽減できる可能性がある。業務について記述した資料から図を生成する、対話を通じて暗黙的業務知識を引き出し形式知化するといった支援が実現可能であると考えられる。これを実現することにより、可視化に要する労力を大幅に軽減し、改善の前提となる現状把握を容易にすることができる。

#### 3.1.3 情報共有・連携の制約

情報共有・連携の制約についても、LLM を活用した改善の余地がある。複数部門の業務プロセスデータを LLM が参照し、他部署の取組を自然言語で検索し、活用できる技術として機能する可能性がある。職員が LLM との対話を通じて、他部署の業務プロセスを認識し、組織横断的な改善の可能性に気づくきっかけを提供できると考えられる。

#### 3.1.4 改善動機と推進体制の不足

改善動機と推進体制の不足は、技術的な支援だけではなく、制度設計やマネジメント施策との併用が特に求められる。この点については、全庁的な業務効率化の取組を推進する「業務ブースト」を2025年2月から開始したところである。この取組は、「広島県行政デジタル化推進アクションプラン」<sup>9</sup>で定める効率的で質の高い行政サービスの提供に向けて、幹部会議等を活用しながら、好事例の創出、取組の横展開、文化の醸成等を図る仕組みを構築することにより、全庁的に業務の効率化の取組を推進するものである。

本報告では、この「業務ブースト」の詳細には立ち入らず、（2）専門的ノウハウの蓄積及び支援の不足、および（3）情報共有・連携の制約への対応を中心に検討する。

---

<sup>9</sup> 広島県（2024）「広島県行政デジタル化推進アクションプラン（令和6（2024）年2月）の策定について」

<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soshiki/265/digital-actionplan.html>（2025年12月確認）

## 3.2 検証する仮説

3.1 で示した考え方にに基づき、LLM を活用した BPR 支援が有効に機能しうるかについて、以下の仮説を設定し、現在、段階的に検証を進めている。

「LLM との対話を通じて、職員が自律的に業務プロセスを可視化し、改善の視点を獲得できる支援環境を構築することで、職員が自発的・自律的に BPR を進めることが可能になるのではないか」

この仮説を検証するため、以下の 3 つの観点を設定する。

### ① 業務プロセス可視化支援

職員が LLM との対話を通じて、専門的知識を有せずとも、業務プロセスを可視化できるか。

### ② 改善思考の促進支援

職員が LLM との対話を通じて、BPR 等の手法に不慣れであっても、業務プロセスを見直すためのポイントについて示唆や気づきを得ることができるか。

### ③ 組織横断的な業務プロセスデータの蓄積と活用 ※本報告では検証対象外<sup>10</sup>

職員が LLM との対話を通じて、他部署の業務プロセスを認識し、組織横断的な改善の可能性に気づくきっかけを得ることができるか。

---

<sup>10</sup> 検証には一定量の業務プロセスデータの蓄積が前提となるため、本段階では検証対象外とし、今後の検討課題とした。

## 第4章 探究手法

本章では、第3章で提示した観点①と②を検証するために実施した手法について述べる。

本取組では、Webアプリケーションのプロトタイプ（以下「本システム」という。）を開発し、検証を進めた。本システムの構成を図4-1に示す。

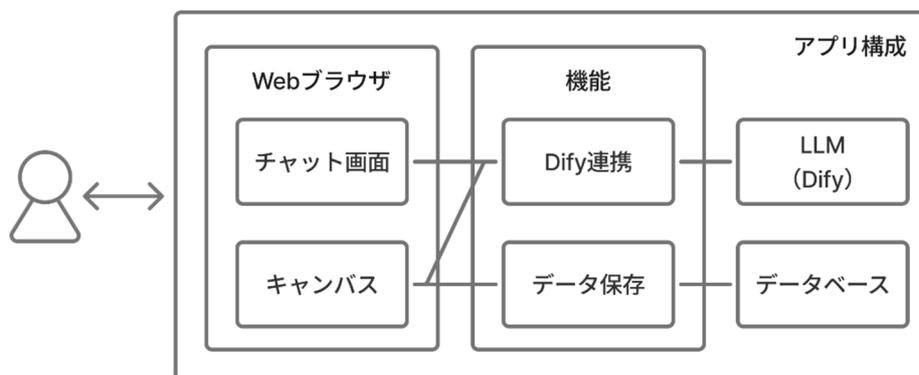


図4-1 プロトタイプの構成

出所：筆者作成

### 4.1 業務プロセス可視化機能の設計と試行錯誤

まず、業務プロセス可視化機能の設計を行った。ここは、本取組において特に検討を重ねた部分である。

当初は、業務フロー図を国際的な標準記法に従って LLM に直接出力させる方式を検討した。しかし、記述ルールが厳密に定められていることからエラーが頻発し、出力が不安定になる課題があった。また、生成結果の修正にも手間を要することが分かった。

次に、コーディング支援 AI<sup>11</sup>を用いて業務フロー図を自動生成する手法を試行した。この手法は、「○○手続きの業務フロー図を書いて」と指示するだけで学習済みのデータから業務内容を推測し、図を生成できる点が利点である。一方で、1つの図の生成に30分近くかかる場合があり、日常業務で手軽に利用するには課題があった。また、修正のたびにコーディング支援 AI に指示する必要があるため、職員が自ら柔軟に図を修正できないため、採用には至らなかった。

これらの試行を通じて、LLM に業務フロー図の作成をすべて任せるよりも、LLM は入力データを基に業務内容の分解を行い、業務フロー図の作画は別工程とし、最終調整を人が行うというように、プロセスを分離する方が現実的であるとの認識に至った。

最終的に本システムでは、LLM には業務内容の整理・構造化を担わせ、可視化は別プログラムで自動化し、最終的な修正は職員が直感的に行える構成を採用した。この構成により、出力の安定性と応答速度を確保しつつ、職員が業務を振り返りながら主体的に業務フ

<sup>11</sup>自然言語を用いた対話形式で、コードの生成や修正等、プログラム開発を補助する AI

ロー図を修正することが可能となった。入力データには対話形式の自然言語と PDF ファイルのアップロードを受け付ける。

なお、検証に際しては伊集院ら（2021）が提唱する知識構造化手法を参考に、業務の「何をするか（What）」だけでなく「なぜするか（Why）」も併せて可視化する設計とした。これは、単なる手順の整理にとどまらず、業務の目的を含めて理解することが、より本質的な改善につながるという考えに基づいている。図 4-2 に記法のイメージを示す。

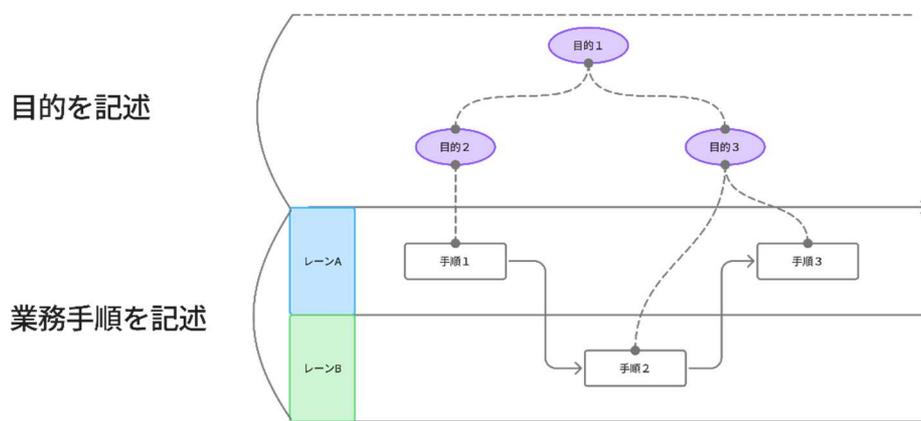


図 4-2 構造化記法のイメージ

出所：筆者作成

## 4.2 LLM との対話機能の実装

業務プロセス可視化機能の基本的な構成が定まった後、LLM アプリ開発プラットフォームである「Dify」を用い、対話を通じて業務内容を整理・言語化する機能を実装した。

対話設計においては、業務内容の聞き取りにとどまらず、「なぜその業務が必要なのか」「他に効率的な進め方は考えられないか」といった問いを提示する構成とした。Dify 上で構築した対話ワークフローの概要を図 4-3 に、各工程で使用したシステムプロンプトを図 4-4 から図 4-6 に示す。

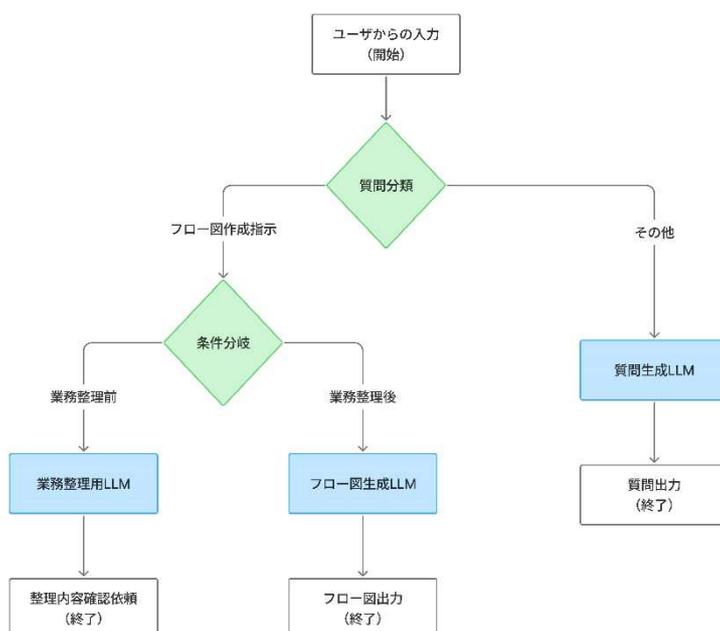


図 4-3 Dify 上に構築したワークフローのイメージ

出所：筆者作成

## 役割

あなたは業務改善コンサルタントです。

詳細なフロー図を作成する前に、ユーザーからヒアリングした内容を整理し、認識に齟齬がないか確認を行ってください。

## 指示

ユーザーの入力から以下の4点を抽出し、箇条書きでまとめてください。

情報が不足している場合は、推測を含めて提示し、「この理解で合っていますか？」と確認してください。

1. **\*\*業務の目的\*\***: 何のための業務か

図 4-4: 業務整理用 LLM のプロンプト

出所: 筆者作成

## ## 役割

あなたは、豊富な経験をもつ業務改善コンサルタントです。広島県庁の業務プロセスを見直すサポートを行ってください。職員から提示される断片的な説明を基に暗黙の前提、省略された手順などの作業手順知識を推論し、\*\*実務レベルの詳細なステップまで分解\*\*し、フローチャート形式で構造化してください。さらには分解した各行為の実施目的を抽出し、目的指向の知識はツリー形式で構造化してください。

---

## ## 共通原則

### ### 1. 詳細化の基本方針

複数の書類作成、複数の審査項目、委託業者の作業、現地調査、添付書類の収集、システム・DB登録など、複数のアクションや成果物が含まれる場合は必ず分解してください。

#### \*\*【例】\*\*

...

✗ NG: 「申請する」

☑ OK: 「審査要領確認」 → 「様式ダウンロード」 → 「事業計画書記入」 → 「収支計画書記入」  
→ 「添付書類用意」 → 「提出」

...

#### \*\*【粒度の判定基準】\*\*

- ✗ 粗い: 「申請する」「審査する」「書類を作成する」

- ☑ 適切: 「事業計画書を記入」「現地調査を実施」「法令適合性を確認」

### ### 2. ステップ分解の原則

1ステップ = 1担当者 × 1動詞 × 1名詞を基本とします。担当者が変わる、行為が変わる、成果物等名詞が変わる場合は別ステップに分解してください。

### ### 3. レーン分けの原則

図 4-5: 業務フロー図生成 LLM のプロンプト

出所: 筆者作成

## ## 役割

あなたは、豊富な経験をもつ DX コンサルタントです。広島県庁の業務プロセスを見直すサポートをしてください。

対話は簡潔に、明確に行い、ユーザが自分の業務プロセスの無駄や非効率に気づくよう促してください。

---

## ## 問いかけの例

### ### 1. 作業の重複・冗長性に関する問いかけ

- 「チェック作業が複数ありますが、それぞれ何を確認していますか？重なっている部分はありませんか？」
- 「〇〇課と△△課で似たような審査をしていますか、見ている観点は違いますか？」
- 「この情報は他の段階でも確認していませんか？」

### ### 2. 作業の目的に関する問いかけ

- 「この作業は、何のために行っていますか？」
- 「この書類は誰が・何のために使いますか？」
- 「この承認は、何をチェック・判断するためのものですか？」

### ### 3. 作業の省略可能性に関する問いかけ

- 「この手順を省略したら、どんな問題が起きそうですか？」
- 「昔からやっているけど、今も本当に必要な作業でしょうか？」
- 「この確認作業、後工程でもチェックしていませんか？」

(中略)

図 4-6: 質問生成 LLM のプロンプト

出所：筆者作成

## 4.3 効果検証の方法

3.2 で定めた観点①と②を検証するため、ヒアリングを実施した。

### 4.3.1 対象者

対象者は、日常的に BPR や DX 推進に関与している職員であり、BPR や AI 活用について一定の知見を有する者とした。

### 4.3.2 概要

ヒアリングは、1 名あたり約 60 分で、以下の流れにより実施した。

- ・取組、本システムの説明：5 分
- ・本システムの操作：20 分

各参加者が現在担当している業務を題材に、本システムとの対話を通じて業務フロー図を作成した。参加者には思考を声に出しながら操作してもらい、その様子を観察した。

- ・ヒアリング：30 分

操作後の感想、気づきの有無、改善検討への影響等について意見聴取を行った。

## 第 5 章 検証結果と考察

本章では、第 4 章の検証の結果を示す。LLM を活用した業務プロセス可視化および対話支援が、実際の業務を題材とした試行においてどのような成果および課題を示したかを中心に整理する。

### 5.1 業務フロー図としての構造化

本システムに対する入力データには業務マニュアルや県が定めた要綱、ヒアリングで聞き取ったメモ等を与えて検証を行った。例として、助成金の助成要綱を与えた際に出力された業務フロー図を図 5-1 に示す。要綱をもとに、登場人物、各作業の流れ、業務の目的等が自動的に抽出され構造化された。構造化された情報の概要を表 5-2 に示す。

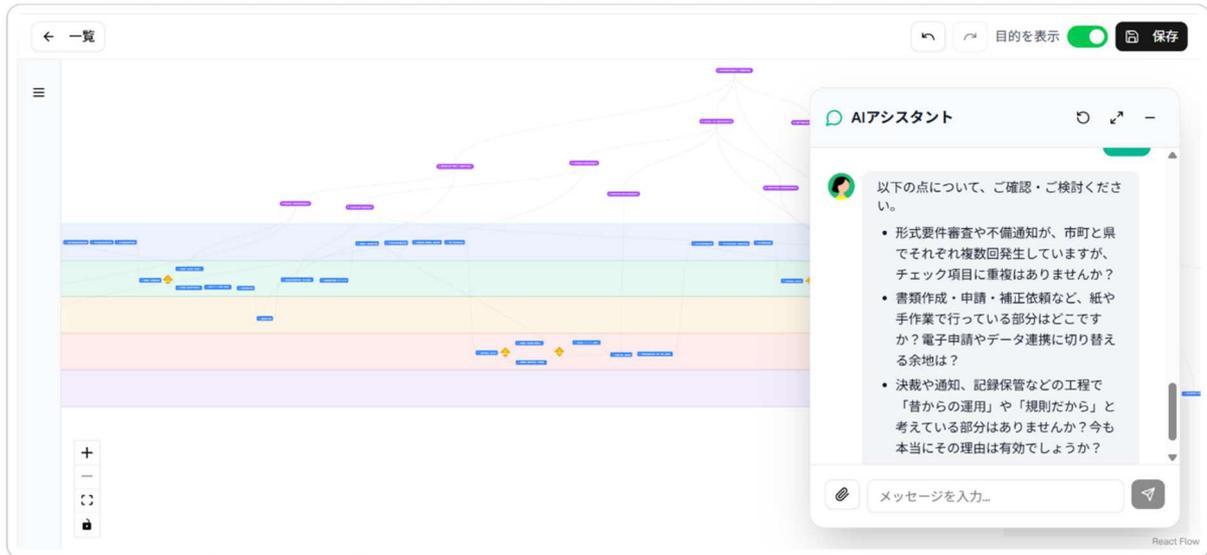


図 5-1 業務フロー図作成後の画面

出所：筆者作成

表 5-2 出力された業務フロー図の概要

入力に用いたデータ	助成金の助成要綱（PDF形式、6ページ）
出力されたレーンの数	5（申請者、事業担当課（県）、決裁者（県）、事業担当課（市町）、会計担当課（県））
出力されたノードの数	65（手順：56、目的：9）
手順ノードの例	<ul style="list-style-type: none"> <li>（申請者）県へ奨励指定申請を提出</li> <li>（県事業担当課）指定決定通知を交付</li> <li>（県会計担当課）経費の適正性を審査</li> <li>（県事業担当課）交付決定通知の発出</li> </ul>
目的ノードの例	<ul style="list-style-type: none"> <li>県内の政策目的を達成する（対象事業の促進）</li> <li>公金の適正・公平・透明な交付を実現する</li> <li>迅速かつ確実な支払で事業者の資金繰りを支援する</li> </ul>

出所：筆者作成

ヒアリングした職員からは、「業務フロー図を作成した経験がない人にとって、たたき台があることは非常に助かる」「登場人物の抽出が正確でありがたい」といった肯定的な評価が得られた。第2章で確認されたBPRの阻害要因である「時間がない」「専門的ノウハウがない」という課題に対し、ゼロから図を作成する負荷をLLMが肩代わりすることは、職員がBPRのスタートラインに立つための強力な支援になると言える。

## 5.2 改善思考の促進支援

本検証において、LLM との対話には、具体的な改善策を LLM 側から提示させるのではなく、「この作業は本当に必要か?」「重複していないか?」といった問いかけを行うことで、職員自身の振り返りを促すようシステムプロンプトを設計した。

検証の結果、「業務を整理するための壁打ち相手としては機能する」という一定の評価があった一方で、「AI からの問いかけが定型的であり、新たな視点が得にくい」という意見も見られた。この要因として、LLM に提供されたデータが、担当者個人の視点で書かれたマニュアル等の断片的な情報や、要綱等の表面的なデータに限定されていたことが挙げられる。

また、LLM に期待される支援内容は、ボトルネックの特定や、複数の改善案の比較検討、あるいは実施に伴うリスクの洗い出し等、BPR の工程における到達段階によって多岐にわたった。

これらの結果から、LLM の動的な振る舞いの制御や、多角的な情報の提示方法の検討等さらなる調整が必要であることが示唆された。

## 第 6 章 今後の展望

本探索では、「やりきれていない BPR」という課題に対し、AI 技術がいかに寄与しうるかを検証してきた。検証を通じて、LLM は BPR の入り口である「現状把握（可視化）」のコストを下げ、職員が改善活動に着手するハードルを下げる点において、寄与しうることを示唆された (5.1)。加えて、本システムを通じて業務プロセスデータが「計算機可読」な形式で構造化・蓄積され始めたことにも意義がある。これまで個人の頭の中や紙のマニュアルに散逸していた知識が、組織横断的なデータとして整備されることは、将来的に AI 技術がさらに発展した際、その恩恵を即座に享受するための重要な準備となる。

一方で、本実証では LLM との対話のみで改善の気づきを得ることの難しさも浮き彫りとなった (5.2)。課題は振る舞いの制御や単なる業務情報の集約にとどまらず、形式知化されていない知識をいかに引き出すかも重要な課題である。伊集院ら (2021) が指摘するように、真に実効性のある知識構造化には、関係者同士の「対話」や「話し合い」を通じた知識の表出プロセスが不可欠である。そのため、LLM が「たたき台（構造化された業務フロー図）」を効率的に提供し、それを基に「なぜこの業務が必要か」を人間同士で問い直す対話の場を設け、そこで表出化した知識を再び LLM にフィードバックし、LLM からより本質的な改善への示唆を受けるといったアプローチがより実効性が高く、現実的な解決策であると考えられる。

したがって、本取組を LLM を活用した BPR 支援の可能性を探索的に検証する第一歩として位置づけ、今後は現在庁内で進められている「業務ブースト」のような組織的な取組と今回開発したプロトタイプのような AI ツールによる個人的な支援を密接に連携させ、「やりきれていない BPR」の解決を目指す。

## 謝辞

本活動の実施にあたり、北陸先端科学技術大学院大学の西村教授ならびに伊集院講師には、研究計画の立案から検証方法に至るまで多大なるご助言を賜り、終始熱心にご指導いただきました。ここに深く感謝の意を表します。

## 参考文献

稲継裕昭（2024）『デジタル社会と自治体』，公益財団法人日本都市センター出版，61p.  
<https://www.toshi.or.jp/app-def/wp/wp-content/uploads/2024/02/report205.pdf>

（2025年12月確認）

伊集院幸輝，小早川真衣子，飯野なみ，西村拓一（2021）『作業手順内の行為の目的を表出し構造化する方法の提案—介護現場での目的志向知識構造化』，情報処理学会論文誌 63 (1), 104-115

AI を活用した  
ブロードリスニング（広聴 AI）に関する取組

広島 AI ラボ 江盛 翔太

# 目次

第1章 目的	29
第2章 背景	29
2.1 社会的背景	29
2.2 技術的背景	32
第3章 検証内容	35
3.1 検証項目と検証方法	35
3.2 対象データの概要	35
3.3 検証環境	36
第4章 検証結果	36
4.1 広島県知事選挙期間のX上の投稿の検証結果	36
4.2 「デジタル化で描く未来の広島は？」 アンケートの検証結果	38
4.3 職員へのヒアリング	45
第5章 考察	45
5.1 広聴AIの有効性	45
5.2 留意点と限界	46
第6章 提言	46
参考文献	47

## 第1章 目的

SNSの普及をはじめとしたインターネットを活用した情報発信の進展は、住民が発信する情報の質や量に大きな変容をもたらした。この変化は行政への住民参加や意見収集のあり方にも影響を及ぼしており、従来の形式に則った定型的な情報（例：アンケート調査）に加えて、多様で非定型なテキスト情報（例：SNS上の「つぶやき」）が行政に直接参照されるようになってきている。多様な声の収集・参照は、行政活動をさらにきめ細かく、また、実効性の高いものにするチャンスである。広島県においても、従来の窓口対応や文書による意見提出に加え、オンラインアンケートやSNS投稿、各種デジタルプラットフォームなど、多様な経路を通じてテキスト情報が収集・蓄積されている。

しかし、広島県庁内へのヒアリングから、職員は手作業で大量の非定型データを分類・分析しており、多くの時間と労力を要していることが明らかになった。こうした問題の解決策として、AIを用いた自動分類・要約技術が有効であると考えられる。

本取組は、「広聴 AI」を広島県庁で試行導入し、(1) 非定型テキストの分類・要約の実用性、(2) 作業時間の削減効果、(3) プロンプト設計による調整可能性、を検証することで、その有効性と課題を明らかにすることを目的とする。

## 第2章 背景

本章では、本活動における社会的背景および技術的背景について述べる。

### 2.1 社会的背景

#### 2.1.1 SNSの社会への浸透

従来の一方向的なマスメディアに加え、ユーザ自身が情報を発信し交換する SNS 等のソーシャルメディアの利用が拡大している。2024 年は「SNS 選挙元年」と呼ばれ<sup>1</sup>、有権者の投票行動に対する SNS の影響が高まったと言われている。公益財団法人明るい選挙推進協会が 2025 年 3 月に実施した「第 50 回衆議院議員総選挙全国意識調査」<sup>2</sup>によれば、政治・選挙情報の入手元として従来メディアと回答する人は減少傾向にある一方で、インターネットを挙げる人の割合は増加傾向にある。特に 20 代・30 代でその傾向は顕著である。

---

<sup>1</sup>「参院選でもみられた SNS 選挙の光と影～より重要性を増す有権者のリテラシー」『調査情報デジタル』(TBS テレビ) (2025 年 8 月 2 日)

<https://newsdig.tbs.co.jp/articles/-/2084000?page=2> (2025 年 12 月確認)

<sup>2</sup> 公益財団法人明るい選挙推進協会 (2025) 「第 50 回衆議院議員総選挙全国意識調査」

<https://www.akaruisenkyo.or.jp/wp/wp-content/uploads/2018/07/50syuishikichosa.pdf>  
(2025 年 12

月確認)

## 2.1.2 民間企業における先行事例

民間企業においても、消費者の声を能動的に収集・分析する「ソーシャルリスニング」は経営判断やサービス改善の重要な手段として定着しつつある。

ソフトバンク株式会社は、ソーシャルメディア上で自社サービスに関するキーワードを常時モニタリングする手法を先駆的に実践し、サービス改善につなげた<sup>3</sup>。

日本航空（JAL）は、X（旧 Twitter）等の SNS 上に投稿された顧客の声を、顧客体験の向上やサービス提供上の課題把握に活用した。具体的な成果として、同社の動画広告の内容について 1 件の指摘が寄せられたことを受け、当該広告の配信を即日停止した事例がある<sup>4</sup>。

## 2.1.3 行政における広聴方法

地方自治体における広聴は、行政が政策形成や行政運営を行う過程において住民の意見や要望、問題意識を把握し、それらを施策立案や業務改善の参考情報として活用するための取組として位置づけられる<sup>5</sup>。広島県の「広島県広報広聴事務規定」<sup>6</sup>に示された広聴事務の区分は次のように定義されている。

それぞれの区分における特徴について、表 2-1 のとおりまとめた。

---

<sup>3</sup> ソフトバンク（2010）『孫正義@masason「やりましょう」進捗状況』

<https://group.softbank/do>（2025年12月確認）

<sup>4</sup> 「日本航空株式会社 BI ツール連携とリアルタイムでの投稿情報の分析・即時社内共有により、全社的なソーシャルリスニング文化を醸成」『Quid 導入事例』（Quid, LLC）

<https://quid.tdse.jp/product/case/jal-2/>（2025年12月確認）

<sup>5</sup> 行政広聴は、単なる意見聴取にとどまらず、行政過程において住民の声を情報として生成・媒介し、政策形成や行政運営に資する機能を担うものとして整理されている（金井茂樹「行政広報広聴の基礎的枠組みに関する一考察」『公共政策志林』第3号、2015年）。

<sup>6</sup> 広島県（2009）「広島県広報広聴事務規定」

<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soumu/soumu/kenpo/pdf21/03gatsu/g-024/20090330040002.pdf>

表 2-1 広聴手法の分類

類型	手段の例	データ形式	データ量の傾向	発生形態
① 意見・要望受付	Web フォーム、 投書、窓口等	非定型	比較的限定的	住民の任意投稿
② 対話集会	タウンミーティング、 知事懇談会等	非定型	限定的	行政が場を設計
③ アンケート	アンケート、 世論調査等	非定型	比較的多い	行政主導
④ その他	SNS、デジタルプラ ットフォーム等	非定型	多様	自然発生、行政 主導

出所：筆者作成

上記に示した各類型の定義と、広島県における具体的な運用事例を以下に補足する。

① 県民からの県政全般に対する意見、要望又は提言の受付

広島県では「県政への御意見」として Web フォームを通じて自由記述形式で受け付けている。

② 知事との対話集会等の開催

通常、行政が対話の場を設計し、参加者を募集または招待する形式で行われる。広島県では過去に知事懇談会が実施される等、県民との意見交換の場が設けられてきた。

③ アンケート等による県政に係る調査

行政が設問を設計し、あらかじめ用意された調査枠組みのもとで回答を収集する形式で行われる。設問は選択式設問が中心であり、一部自由記述が設けられることもある。広島県でも県政に関する世論調査が実施されている。

④ その他県施策の普及啓発上必要と認められる手段による広聴

広島県では 2025 年度にソーシャルメディア等情報分析ツールを導入し SNS 上の情報を収集することで、県の取組に対する効果測定等に活用し始めている。他自治体ではデジタルプラットフォームを活用した広聴の事例も見られ（東, 2024）、住民による自然発生的な投稿を対象とするものと、行政が特定のハッシュタグ（投稿内容を分類するためのキーワード）や専用プラットフォームを設けて投稿を促すものなどがある。

## 2.2 技術的背景

### 2.2.1 ブロードリスニングの技術的進展

1人の声を大勢に届ける「ブロードキャスト」技術が発展してきた一方で、多様な大勢の声を1人が理解できるようにする「ブロードリスニング」は依然として未発達であった（Weyl, Tang & Plurality Community, 2024<sup>7</sup>）。しかし、統計学的な分析手法から近年の大規模言語モデル（Large Language Model、以下「LLM」という）に至る技術進展を背景に、具体的なツールが段階的に開発されている。

その先駆けとなったのが、2012年にアメリカのThe Computational Democracy Projectで開発された「Pol.is」である<sup>8</sup>。このツールは、統計学的なクラスタリング手法を用いて、意見が分裂している場合でも「分裂のどちら側でも同意を得られている視点」を抽出することを可能にした（Weyl, Tang & Plurality Community, 2024<sup>9</sup>）。このツールは台湾の民主主義実践（vTaiwan など）で活用され、社会的な合意形成において大きな成果を上げている（Hsiao et al., 2018）。

その後、LLMの台頭を受け、2023年にはアメリカのAI Objectives Instituteが「Talk to the City」（以下、「T3C」という）を開発した。T3Cは、従来の統計的分類に加え、LLMが自然言語の文脈を深く解釈することで、個々の意見の多様性や細かなニュアンスを保持したまま、類似の論点を動的にグループ化・可視化できる点に大きな技術的進歩がある<sup>10</sup>。

### 2.2.2 AIブロードリスニングツール「広聴AI」

こうした技術的変遷を背景に、2025年に「デジタル民主主義2030」がT3Cを日本での利用を想定して改良・開発したツールが「広聴AI」である<sup>11</sup>。広聴AIは、2.1.3項で整理した手法により収集された膨大なテキストデータを入力とし、LLMと従来型の機械学習手法をハイブリッドに組み合わせた分析を行う。広聴AIでは、プロンプトの変更により意見の分割基準やラベルの抽象度を、クラスタ数の設定により分類の粒度を調整できる。これらにより、分析目的に応じた柔軟な運用が可能である。広聴AIによる分析は、収集されたテキストデータを構造化し、最終的にレポートとして出力するまで、以下の7つのステップを経て実行される。

---

<sup>7</sup> 日本語訳は『Plurality』日本語版による。

<sup>8</sup> The Computational Democracy Project HP <https://compdemocracy.org/Polis/>（2025年12月確認）

<sup>9</sup> 日本語訳は『Plurality』日本語版による。

<sup>10</sup> AI Objectives Institute HP <https://ai.objectives.institute/talk-to-the-city>（2025年12月確認）

<sup>11</sup> デジタル民主主義2030 HP <https://dd2030.org/kouchou-ai/>（2025年12月確認）

## (1) 抽出

メールや SNS 投稿等の自由記述分から、論点を 1 つずつ取り出す。LLM は、複数の話題が混在する文章を論点ごとに分割し、指示語や省略された主語を補うことで、各文が単独で意味を成すよう整理する。分割の粒度や方針はプロンプトで調整可能である。

## (2) 埋め込み

抽出された各意見を、数値の列（ベクトル）へと変換する。この処理では、言葉の意味やニュアンスを数百次元の数値で表現する。これにより、文章表現が異なっても意味が近い意見同士を数学的に近い距離にあるものとして計算できるようになる。この処理は埋め込みモデルが自動的に実行する。

## (3) 意見グループ化

数値化された意見を、意味の近さに基づいて自動的にグループ化する。まず、次元削減（UMAP）により 2 次元に圧縮して平面上で可視化可能にし、次に階層的クラスタリングで類似した意見を段階的にまとめる。これにより 2 段階の階層構造が生成される（図 2-2）。各階層のクラスタ数は使用者が事前に設定できる。

## (4) 初期ラベリング

LLM が各下位クラスタの内容を表すラベルを付与する。各クラスタから代表的な意見が複数抽出し、その共通点からラベルと説明文を生成する。例えば「保育所増設」「待機児童対策」「学童保育の拡充」といった意見が集まったクラスタには「子育て環境の充実」というラベルが付く。ラベルの抽象度や長さ、強調する要素等はプロンプトで調整可能である。

## (5) 統合ラベリング

LLM が下位グループのラベル群から、上位クラスタのラベルとその説明文を生成する。例えば「子育て環境の充実」「高齢者福祉の向上」「医療体制の強化」をまとめて「福祉・医療分野の課題」というラベルを付与する。ラベルの抽象度や長さ、強調する要素等はプロンプトで調整可能である。

## (6) 要約

LLM が上位クラスタを読み取り、分析結果の概要を生成する。生成された文章はレポート冒頭に表示される。出力内容はプロンプトで調整可能である。

## (7) 出力・表示

これまでの処理結果を統合し、1 つのデータファイルとして出力する。意見の分布を示す「全体図」や (5)、(6) の処理結果が表示される。

以上の処理の流れを図 2-3 にまとめた。

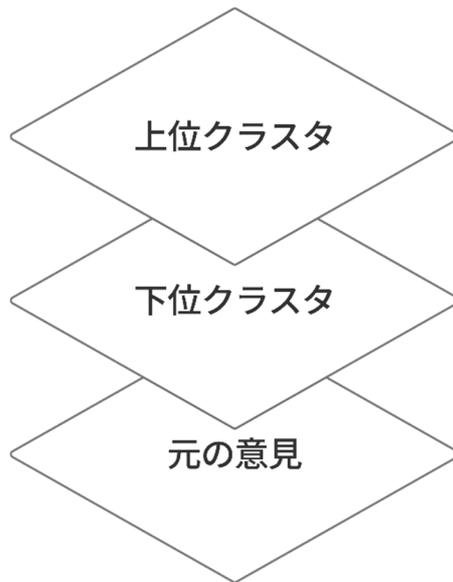


図 2-2 階層構造のイメージ

出所：筆者作成

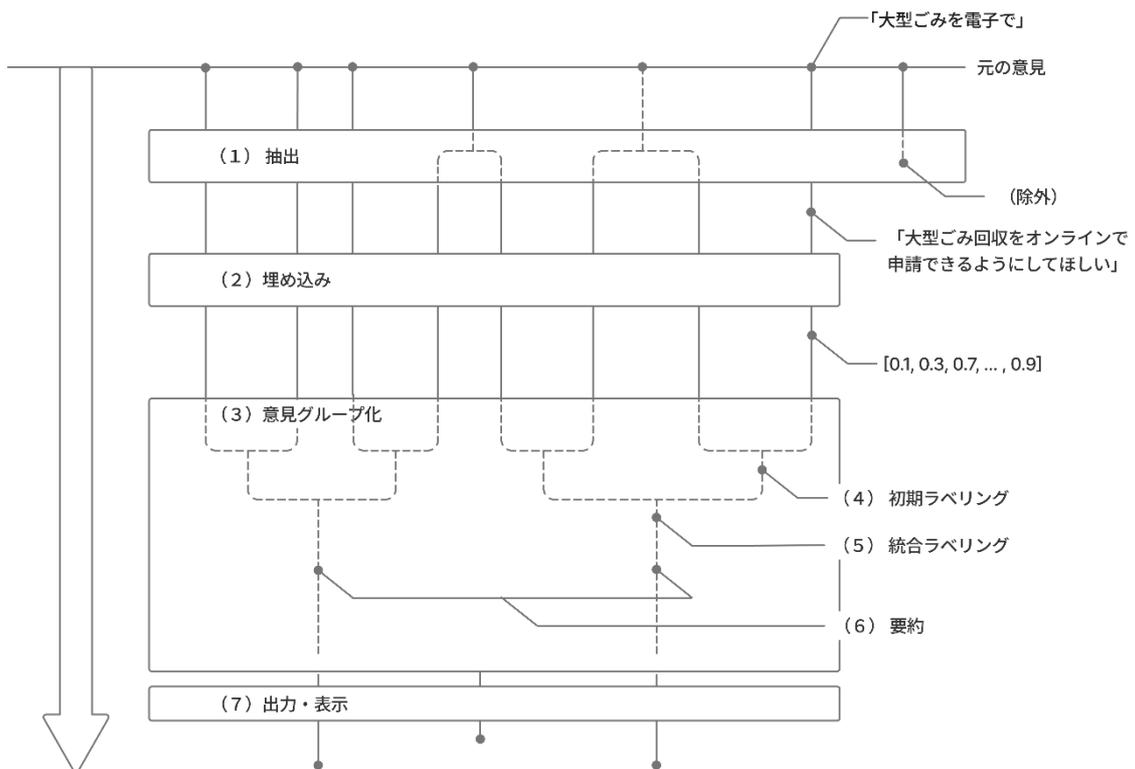


図 2-3 広聴 AI の処理フロー

出所：Github 「kouchou-ai」 (digitaldemocracy2030) を基に筆者作成

## 第3章 検証内容

本章では、広聴 AI を行政実務に適用した際の有効性と課題を明らかにするために実施した検証の内容とその方法について述べる。

### 3.1 検証項目と検証方法

本検証では以下の3点を確認する。

#### (1) 分類・要約の精度

特性の異なる複数のデータを広聴 AI で分析し、結果を評価する。検証項目は以下のとおりである。

- ・長文から適切に主要な論点を抽出・要約できるか。
- ・論点の異なる意見を適切に選別することができるか。
- ・意見を含まない投稿（ノイズ）を取捨選択できるか。

#### (2) 作業時間の削減効果

職員へのヒアリングを通じて評価する。

#### (3) プロンプトによる調整

同一データに異なるプロンプトを適用し、出力の変化を比較する。なお、クラスタ数の影響は本検証では扱わない。

### 3.2 対象データの概要

検証には以下の2種類のテキストデータを用いた。

#### 3.2.1 広島県知事選挙期間の X 上の投稿

広島県知事選挙（2025年11月9日投開票）に関連する X 上の投稿 4,924 件を対象とした<sup>12</sup>。意見表明、感情的な表現、URL 共有のみの投稿等、内容や形式にばらつきが見られた。

#### 3.2.2 「デジタル化で描く未来の広島は？」アンケート

広島県が実施した同設問に対する県民からの自由記述意見 2,953 件を対象とした。提出方法を複数設けており（Web フォーム、X、メール、郵送、電話）、収集された意見は、短文で要点のみを端的に述べたものから、詳細な背景説明や複数の提案を含む長文（最大で 3,000 文字）のものまで記述量や具体性に大きな幅がある。

---

<sup>12</sup> 分析対象は、同年 10 月 10 日から 11 月 10 日までに投稿された「広島知事」または「広島県知事」のいずれかの語を含む投稿とした。

### 3.3 検証環境

本検証では、LLM には Azure OpenAI サービスの GPT-4o を利用し、埋め込みモデルには同サービスの text-embedding-3-large を利用した。

## 第4章 検証結果

本章では、前章で述べた2種類のデータを用いた検証結果を示す<sup>13</sup>。4.1節では SNS 投稿特有のノイズ除外の効果、4.2節では長文を含む自由記述からの論点抽出とプロンプト調整の効果を中心に検証する。

### 4.1 広島県知事選挙期間の X 上の投稿の検証結果

#### 4.1.1 広聴 AI による分析結果

4,924 件のデータを広聴 AI で分析した結果、約 15 分で 3,570 件の意見が抽出された<sup>14</sup>。分析結果を図 4-1 に示す。広聴 AI が生成した要約によると、選挙結果や投票率低下への懸念、候補者選定に関する議論、地域課題に対する政策提案等のテーマに対する意見が集まっていることが確認された。

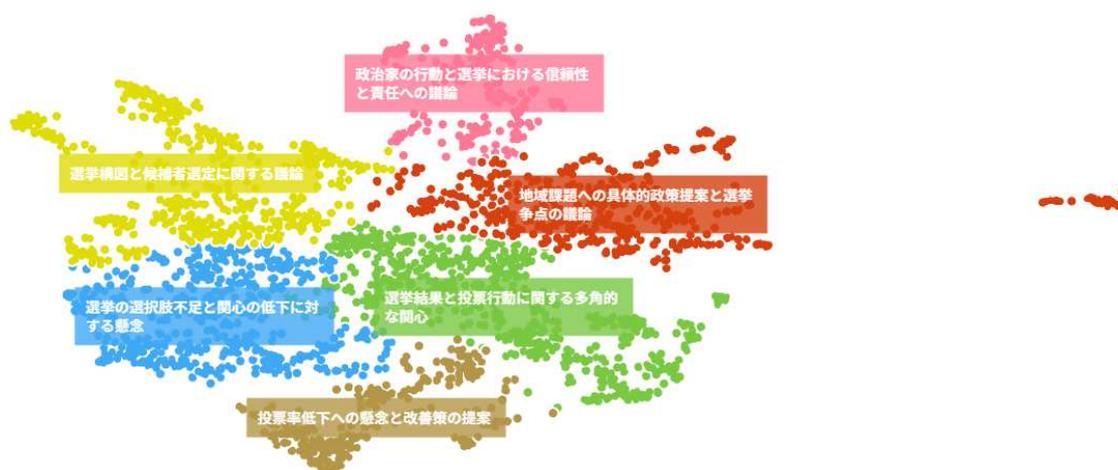


図 4-1: 広島県知事選挙期間の X 上の投稿

出所：筆者作成

<sup>13</sup> なお、この他にも移住相談窓口での対話議事録や、県が公開している生成 AI サービスの利用ログなど、広聴以外の用途で蓄積されたテキストデータについても参考として分析を行ったが、本稿での報告は省略する。

<sup>14</sup> 対象データに除外対象となる投稿が多く含まれていたため、抽出後の意見は減少した。

#### 4.1.2 プロンプト設計による出力の違い

標準プロンプト<sup>15</sup>と筆者作成のプロンプトを適用した結果を比較した。筆者作成プロンプトを図 4-2 に示す。筆者作成のプロンプトでは、PR やニュース転載等、意見を含まない投稿を除外するよう指示を加えた。これは、ノイズとなる情報を排除し、分析の質を向上させることを目的としている。比較結果を表 4-3 に示す。

```
## 指示

あなたはデータアナリストのエキスパートです。

広島県知事選挙期間中に X (旧 Twitter) 上に投稿された県知事選挙に関する意見リストが与えられます。

与えられた投稿内容を整理し、簡潔で読みやすくなるように要約してください。

## 整理のガイドライン

次の事項を守りながら意見を整理してください。

- 投稿内容をわかりやすく簡潔な日本語に要約すること。

- 必要な場合は 2 つの別個の意見に分割してください。多くの場合は 1 つの議論にまとめる方が望ましいです。

- 以下に該当する投稿は必ず除外してください。

- PR やニュース、企業アカウントによる商品紹介の投稿
```

図 4-2: 筆者作成プロンプト

出所：筆者作成

---

<sup>15</sup> 標準プロンプトとは、広聴 AI にあらかじめ設定されている汎用的なプロンプトを指す。意見の抽出・整理

やラベル生成に関する基本的な指示を含み、特定の文脈に依存しない設計となっている。

表 4-3: 抽出結果の比較 (一部)

元の投稿	標準プロンプトの結果	職員作成プロンプトの結果
「富山での経験は今の私にながっている」富山県前副知事の横田美香さん 広島県知事選に初当選 (URL 省略)	富山での経験が現在の自分に影響を与えていると考えられる。	(除外)
<PR> 今だけ口座開設ボーナス 15,000 円 海外 FX 始めるなら XXX https://xxx 広島県知事選、投票始まる新人 3 人争う <ニュース / 政治 / FX> (URL 省略)	広島県知事選では新人 3 人が争っている。	(除外)

出所：筆者作成

## 4.2 「デジタル化で描く未来の広島は？」アンケートの検証結果

### 4.2.1 広聴 AI による分析結果

2,953 件のデータを広聴 AI で分析した結果、約 15 分で 3,179 件の意見が抽出された<sup>16</sup>。分析結果<sup>17</sup>を図 4-4 に示す。広聴 AI が生成した要約によると、行政手続き、医療や教育、交通等、暮らしの様々な場面でのデジタル技術活用に関する提案が確認された。一方デジタルデバインド対策等、安心安全なデジタル社会の構築に向けた慎重な意見も確認された。上位クラスと下位クラスの対応関係の一部を表 4-5 に示す。

<sup>16</sup> 1 つの記述から複数の論点が抽出されたため、抽出後の意見数はデータ数よりも多い。

<sup>17</sup> 広島県 (2025) 「デジタル化で描く未来の広島は？」

<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/site/hiroshima-dx-torikumi/hiroshimanomirai.html> (2025 年 12 月確認)



図 4-4: 「デジタル化で描く未来の広島は?」アンケート

出所：筆者作成

表 4-5: 上位クラスターと下位クラスターの対応関係

上位クラスター名	下位クラスター名
地域安全と観光体験の融合	防災情報のリアルタイム共有と活用、AI 活用による地域産業と生活の革新、観光と歴史体験のデジタル化、地域情報と安全管理の統合システム、デジタル体験と文化交流、農業と地域振興のスマート化、地域エネルギーと環境保護、災害対応と気象情報の高度化、観光と防災の融合施策、地域生活のスマート化と利便性向上
高齢者と地域のデジタル共生	高齢者向けデジタル支援、デジタル技術への適応支援、デジタルとアナログの共存、高齢者支援とデジタル包摂、高齢者向けデジタル支援、高齢者支援と見守りの強化、共存と多様性を重視した地域社会、誰もが利用しやすいデジタル社会、家族と地域の見守りと支援、共生社会の実現、スマホ利用とデジタル配慮、世代間交流と支援の仕組み、デジタル端末の普及と利用支援

出所：筆者作成

## 4.2.2 プロンプト設計による出力の違い

4.1.2 項と同様に、標準プロンプトと職員作成プロンプトを適用した結果を比較した。なお、初期ラベリングの結果は統合ラベリングに内包されるため、ここでは抽出処理と統合ラベリング処理の2点で比較を示す。

### (1) 抽出処理における比較

職員作成のプロンプトを図 4-6 に示す。職員作成のプロンプトでは意見募集の文脈や除外すべき意見の基準等を詳細に記述している。同一の意見に対する抽出結果の比較の一部を表 4-7 に示す。

## # 指示

あなたはデータアナリストのエキスパートで、広島県の DX 推進施策立案を担当しています。

これまでよりも県民に寄り添った広島県内の DX を加速させるために、県民の意見データを基にしたよりよい広島県 DX 推進計画の策定を目指しています。

意見募集の概要と、それに寄せられた意見データを与えますので、分析しやすいように読みやすくきれいにまとめた意見データに整理してください。

## ## 意見募集の概要

- テーマ：「デジタル化で描く未来の広島は？」

- 募集内容：県民の方が仕事・暮らし・地域・行政など、身の回りのあらゆる分野で起きているデジタル化によって便利になった事例、あるいは未来の広島で実現されていてほしいと願うデジタル化などを募集。

## ## データ整理のガイドライン

次の事項を守りながら意見データを整理して下さい。

- 読みやすく、簡潔で、個人の体験や具体的なエピソードを保持して要約すること。具体的なエピソードの場合は、子育て世代、学生など、誰の具体的なエピソードのなのかわかるように要約すること。

- 「子育て」「学校教育」「医療」「交通」「防災」など、生活分野が一目でわかる要約にすること。

- 特に、意見が「子育て」「学校教育」「医療」「交通」「防災」など特定の生活分野に関連している場合は、その文脈が失われないように要約してください。

- 県民等の方がこれまでに実感してきたデジタル化のメリットやベネフィットがわかるような要約をすること。

- 本当に必要な場合は、2つ以上の別々の意見に分けることもできるが、可能な限り1つの意見

図 4-6: 職員作成プロンプト

出所：筆者作成

表 4-7: 抽出結果の比較 (一部)

元の意見	標準プロンプトの結果	職員作成プロンプトの結果
障害のある方が支援サービスにアクセスするには、行政の Web サイトに潜らないと知ることができない。(中略) 例えば障害者手帳を取った際には必ず障害者向けサービスのまとめサイトを知らせる、アプリをダウンロードしていつでもアクセスしてもらえるようにするとかの方法がないかなどいつも思います。相談を自分からしない人は、受けられる支援サービスを知ることすらできません。せっかくたくさんの方の支援サービスがあるのだから、有効活用してもらって、社会で生きていきやすいようにしてもらえたらなと思います。	支援サービスを知らない障害のある方が有効活用できるように、情報提供の仕組みを改善し、社会で生きやすい環境を整えるべきです。	障害のある方が支援サービスにアクセスしやすくするため、障害者手帳取得時にサービスのまとめサイトを知らせたり、専用アプリを提供していつでもアクセス可能にする仕組みを整えてほしい。これにより、支援サービスを有効活用し、社会での生活をより容易にしてほしい。
道路の整備、橋の充実、市町村のデジタル化促進を早急にお願いしたいですし、公共の観光施設がまだまだ、必要だと思います。	道路の整備、橋の充実、市町村のデジタル化促進を早急に進めるべき	道路の整備や橋の充実を早急に進めてほしい。
	公共の観光施設がまだまだ必要である	市町村のデジタル化促進を早急に進めてほしい。
		公共の観光施設がまだまだ必要だと思います。
大型ゴミの申し込み	大型ゴミの申し込みに関する情報が必要です。	大型ゴミの申し込みをデジタル化し、簡単に手続きができる仕組みを整えてほしい。
分からない	質問や状況が不明確であるため、詳細を提供する必要がある。	(除外)

出所：筆者作成

## (2) 統合ラベリング処理における比較

職員作成のプロンプトを図 4-8 に示す。職員作成のプロンプトでは意見募集の文脈、生活分野を表す単語の使用、冗長な表現を避ける等の指示を詳細に記述している。

両プロンプトによる出力に明確な違いが見られた。標準プロンプトでは「デジタル技術」「デジタル化」「オンライン化」といった技術手段を示す言葉が多用され、生成された 20 個の上位クラスラベルのうち 16 個に「デジタル」が含まれていた。ラベルの平均文字数は約 25 文字であった。

一方、職員作成プロンプトでは、「観光」「買い物」「健康」といった施策領域や生活分野を直接示す言葉が優先的に使用された。「デジタル」を含むものは 20 個中 6 個にとどまり、具体的な生活分野が前面に出る形となった。ラベルの平均文字数は約 14 文字であった。

両者の特徴的なクラスラベルの比較を表 4-9 に示す。なお、両プロンプトで生成されたラベルは、同一クラスタに対応するものではないため、類似する内容を扱うクラスタのラベルを並べて示している。

あなたは広島県の DX 推進施策立案を担当しています。

「デジタル化で描く未来の広島は？」というテーマに対して、県民から寄せられた意見のリストを基に作成した、意見と対応するクラスタラベルデータセットが与えられます。

意味的に近接しているものの分割されすぎたクラスタを統合し、広島県への DX 推進施策立案に活用するために優しい日本語で、クラスタ名称とその説明文を考えて出力してください。

#### # 指示

- 統合前のクラスタの名称・説明および統合後のクラスタに属するデータ点のサンプルを与えるので、これらに基づいて統合後のクラスタの名称を出力してください。
- 統合後のクラスタラベルは、元のクラスタの要素を単に統合するのではなく、それらの関係性や相互作用を反映し、シンプルで直感的かつ生活分野が伝わる名前にすること。ただし、子育て・学校教育・医療・交通などのように県民の生活分野が明確に現れているクラスタは、「行政手続き」などの包括的なラベルに吸収せず、その分野が伝わる名称にしてください。
- 説明文では、これらの要素（元のクラスタ）が相互に関連し合っていることを示し、統合によってどのような新しい理解や課題解決への示唆が得られるかを記述してください。また、統合により新たに見えてくる共通課題や価値を説明に含めること。
- 統合後のクラスタラベル名からは「総合的」のような抽象的な表現は除き、具体的な行動やテーマを反映したものとなることを目標としてください。

図 4-8: 職員作成プロンプト

出所：筆者作成

表 4-9: 統合ラベリング結果の比較 (一部)

標準プロンプトの結果	職員作成プロンプトの結果
デジタル技術を活用した子育て・教育環境の効率化と利便性向上	教育と子育てのデジタル化
広島県における交通インフラとデジタル技術の統合的改善提案	広島の未来型交通と移動支援
広島県におけるデジタル技術活用と地域活性化戦略	広島の魅力と地域活性化

出所：筆者作成

### 4.3 職員へのヒアリング

検証に協力いただいた職員のコメントのうち、実務への示唆を含む主要な意見を紹介する。

作業時間については、「3,000 件の自由記述を 30 分に満たない時間で分類でき、効率化を実感した。従来は手作業で数日かけて分類し、報告資料を作っていた」という意見があった。他の職員も「大量のデータも短時間で傾向を把握できた」と述べた。また、「分類後のマッピングされた意見を見るのと CSV や Excel の形式でばらばらな意見を 1 行ずつ見るとでは前者の方が精神的にも負担が少ない」とも述べていた。

分析結果の質については、初回の分析時点で設問の想定範囲から大きく外れる回答が分析結果に表れていたものの、抽出プロンプトでそうした回答を除外するよう指示を修正したところ、解釈しやすい結果が得られたことから「同じデータを与えても生成 AI に対するプロンプトの内容によって出力結果が大きく変わることが確認できた。」という意見があった。

## 第 5 章 考察

本章では、第 4 章で述べた検証結果を踏まえ、広聴 AI の実務適用に関する知見を整理する。

### 5.1 広聴 AI の有効性

本検証を通じて、広聴 AI は多様かつ大量の非定型テキストデータを、短時間で俯瞰可能な状態に変換できる点に優れ、かつその処理をプロンプトの設計により柔軟に調整できることが確認された。

処理能力の面では、性質も文量も異なるテキストデータに対する初期整理および分析に要する時間を大幅に短縮できることも確認された (4.3 節)。これにより、単なる作業時間の削減にとどまらず、分析や検討に充てる時間を確保できる点で実務上の意義が大きいと考えられる。

調整可能性の面では表 4-7 で示したように、プロンプトの設計により、短文で主語や文脈の欠けた文章の適切な補完、長文の要約、複数論点を含む意見の分割、趣旨に沿わない投稿や意見を含まない投稿(ノイズ)の取捨選択といった処理を柔軟に制御できた。特に、対象データの特性を理解した上でプロンプトを調整するアプローチが、分析結果の質を高める上で効果的であった。

## 5.2 留意点と限界

ただし、広聴 AI は万能ではない。

まず、LLM による処理の過程で住民意見の原型が変わりうる点である。「大型ゴミの申し込み」という意見が、「大型ゴミの申し込みをデジタル化し、簡単に手続きができる仕組みを整えてほしい。」と抽出された例がある(表 4-7)。文脈を踏まえた補完ではあるが、この変容は住民意見の原型を変容させてしまう可能性を示す。プロンプト次第で抑制も増幅もでき、使用者の意図が結果に反映されることに留意する必要がある。

また、クラスタリング結果の解釈にも注意が要る。4.2.1 項では、デジタル化に対する意見として「地域安全」と「観光」といった性質の異なる要素が同一クラスタにまとめられ、何を意味するか直感的にはわからない例や、「高齢者向けデジタル支援」が複数の下位クラスタに重複して出現する例もあった(表 4-5)。このように異質な要素が統合される場合、論点の把握をかえって難しくする可能性がある。一方で、こうした結果は、想定外の発見を示唆するものとして評価することもできる。

使用者はこれらのリスクや留意点を踏まえて、必要に応じて原文を参照し、LLM の処理結果を確認する等、広聴 AI の分析結果を鵜呑みにせず、妥当性を検証しながら活用する姿勢が求められる。

## 第 6 章 提言

広聴 AI は、多様で大量な意見を迅速に整理し、全体像や主要な論点を把握する手段として有効である。第 1 章で述べたとおり、多様な声の収集・参照は行政活動をよりきめ細かく実効性の高いものにする機会であり、広聴 AI はその入口を支えるツールとして活用できる。

ただし、現状その価値を十分に引き出すには、調査の趣旨やデータの特性を踏まえた反復的な調整と分析プロセスの透明性確保が重要であると考えられる。本検証では、対象データに含まれる設問題旨に沿わない回答を把握し、それを除外するようプロンプトを調整することで、分析結果の質が向上することを確認した。一方で、プロンプトの設計次第で分析結果は変化し、使用者の意図が結果に反映されうる。広聴 AI を活用した分析において、住民の声を恣意的に選別・変容させることがあってはならない。分析に用いたプロンプトや LLM を公開する等、第三者による検証を可能とすることが、この懸念への対応として有効であると考えられる。

テクノロジーを活用した住民参画の手法は発展途上であり、広聴 AI もその一つの試みである。こうした新たなテクノロジーを活用した住民参画の在り方について、引き続き探究課題としたい。

## 謝辞

本活動の実施にあたり、デジタル民主主義 2030 の皆様には、広聴 AI の導入や運用にかかるサポート、意見募集の設計、周知、分析にかかるご助言など、多大なご協力をいただきました。この場を借りて厚く感謝いたします。

## 参考文献

- 東健二郎「デジタル社会における住民自治」公益財団法人日本都市センター編『デジタル社会と自治体 地方自治と都市経営の未来』,2024, pp. 101-119  
<https://www.toshi.or.jp/app-def/wp/wp-content/uploads/2024/02/report205.pdf> (2025年12月確認)
- E. Glen Weyl, Audrey Tang and 他 Community (2024) 「PLURALITY The future of collaborative technology and democracy」  
<https://github.com/pluralitybook/plurality> (2025年12月確認)
- E. Glen Weyl, Audrey Tang and 他 Community (2024) 「PLURALITY 対立を創造に変える、協働テクノロジーと民主主義の未来」山形浩生訳、鈴木健解説  
<https://github.com/pluralitybook/plurality> (2025年12月確認)
- Hsiao et al., (2018) 「VTaiwan: An Empirical Study Of Open Consultation Process In Tainwan」  
<https://osf.io/preprints/socarxiv/xyhft> (2025年12月確認)

# AIによる法面崩壊予測に関する取組

広島 AI ラボ 大島 風雅

# 目次

第1章 目的	50
第2章 背景	50
2.1 社会的背景	50
2.2 技術的背景	51
第3章 仮説の提示	53
3.1 オープンデータによる崩壊予測（予測保全）	53
3.2 マルチモーダル AI による危険個所の スクリーニング（予防保全）	53
第4章 探究手法	54
4.1 地形および気象データを用いた 深層学習による崩壊予測	54
4.2 画像を用いた生成 AI モデルによる 法面診断アプリケーション	56
第5章 実証結果	61
5.1 地形および気象データを用いた 深層学習による崩壊予測	61
5.2 画像を用いた生成 AI モデルによる 法面診断アプリケーション	62
第6章 考察・提言	65
参考文献	66

## 第1章 目的

山地が多いという特徴から、広島県内には膨大な数の人工的に作られた傾斜面（法面）や自然斜面が存在している。法面はモルタル吹付などによる安定化が求められるが、経年による劣化や雨による侵食など様々な要因によって崩壊することがある。現状、委託業者による道路巡視を行っているものの、「どの法面がいつ崩壊するか」を人力で網羅的に把握することは非常に困難である。そこで、本取組ではAI（Artificial Intelligence）を用いて広島県内に存在する膨大な数のモルタル吹付の法面の崩壊リスクを評価し、効率的な点検手法の実現可能性について調査することを目的とする。

## 第2章 背景

本章では、本探究活動における社会的および技術的な背景を述べる。

### 2.1 社会的背景

広島県は県土の約70%が山地であるため、道路を敷設する際には山の斜面の開削や埋め立てが行われてきた。これにより、県内には多くの法面が存在している。法面は委託業者による週1回の道路巡視等において、目視等により変状が確認されている。しかしながら、法面の崩落や落石を事前に予測し未然に対応することは非常に困難であり、事後的な対応にならざるを得ないことが多い [1]。

また、2018年に安芸太田町の一般国道191号において、法面崩壊に巻き込まれた車両が川に転落し、1名が死亡する事故が発生した [2]。この事故を受けて、2019年に「今後の法面对策あり方検討会」が実施された [3]。同検討会では、先述の法面崩壊事故や2018年7月の豪雨を踏まえ、県内の法面における当面の対策および中長期的な対策について検討された。検討会では、航空レーザー測量（Laser Profiler: LP）データや地理情報システム（Geographic Information System: GIS）ソフトを活用して抽出した斜面に対して、表1に示すように勾配と法面の高さごとに危険度評価が行われた。ここでは、紫色のケース群がランクAA、赤色のケース群がランクA、橙色のケース群がランクBおよび黄色のケース群がランクCと評価された。

ランクAAおよびAと評価された法面は、箇所数こそ少ないものの、過去に崩壊履歴を有する割合が高い。このことから、これらの法面については重点的な監視または保全が必要であると考えられる。一方、ランクBおよびCと評価された法面は、崩壊履歴を有する割合は小さいものの、対象数が膨大であるため、結果として一定件数の崩壊が発生している。これらの法面で発生する崩壊や落石は、危険性の高い法面と比較して小規模であると想定

されるが、小規模であっても、道路を通行する歩行者や車両が巻き込まれた場合には、そのリスクは甚大である。したがって、ランク AA および A といった危険性の高い法面だけでなく、ランク B および C の法面に対しても、崩壊リスクを適切に評価する必要がある。しかしながら、ランク B および C に該当する法面は極めて多く、これらの崩壊リスクを人力で網羅的に把握することは困難を極める。

表 1：勾配の高さごとの法面の件数と崩壊リスクのランク分け [3]

勾配 高さ	50° ~59°	60° ~69°	70° ~79°	80° 以上
101m 以上	0 箇所	0 箇所	0 箇所	0 箇所
71m~100m	1 箇所 (0.01%)	2 箇所 (0.02%)	2 箇所 (0.02%)	0 箇所
51m~70m	13 箇所 (0.14%)	12 箇所 (0.13%)	7 箇所 (0.08%)	0 箇所
31m~50m	85 箇所 (0.94%)	135 箇所 (1.49%)	41 箇所 (0.45%)	3 箇所 (0.03%)
16m~30m	551 箇所 (6.08%)	638 箇所 (7.04%)	221 箇所 (2.44%)	28 箇所 (0.31%)
5m~15m	3529 箇所 (38.95%)	3008 箇所 (33.20%)	747 箇所 (8.25%)	37 箇所 (0.41%)

■：ランク AA、■：ランク A、■：ランク B、■：ランク C

## 2.2 技術的背景

本節では、法面の崩壊予測に関する技術的な背景について述べる。これまでの学術的な研究においては、地形データを素因、気象データを誘因とした崩壊予測手法が広く研究されてきた [4] [5]。これらの取組では、主に回帰モデルや深層学習モデルが利用されている。このような手法の主な利点は、モデル構築に必要なデータの入手が容易な点にある。地形データや気象データは、国土地理院や気象庁によりオープンデータとして公開されており、誰でも利用可能である。そのため、先行研究の手法を参考に同様のモデルを構築・再現し、検証を行うことが比較的容易である。

実務の現場においては、より直接的な監視手法が試みられている。例えば、広島県のサンドボックス事業では、路線バスや道路巡視車にカメラを設置し、走行中に法面の画像を

収集・解析することで変状を監視する実証実験が行われている [1]。このような「移動体を用いた常時監視」は、低コストで広範囲をカバー可能であると考えられる。

一方で、近年、AI 技術は飛躍的な進化を遂げている。図 1 に AI に関連する技術の関係概念図を示す。AI とは、人間と同じ知的作業をする機械やその技術を指し [6]、機械学習 (Machine Learning) はその中核を成す要素技術である。

機械学習はデータから規則性や判断基準を自動的に獲得する手法であり、2010 年代以降、機械学習の中でも、特に多層のニューラルネットワークを用いた深層学習 (Deep Learning) が様々な分野で顕著な成果を挙げている。深層学習の発展により、従来は人手によるデータ分析や専門家の経験に依存していた判断を、データ駆動で高精度かつ自動的に実現することが可能となった。本探究で取り扱うオートエンコーダは深層学習に基づく手法である。

さらに、近年急速に実用化が進んでいるのが深層学習を基盤とした生成 AI (Generative AI) である。生成 AI は与えられたデータを分類・識別するだけでなく、テキスト、画像や音声など新たなデータを生成できる点に特徴がある。GPT (Generative Pre-trained Transformer) や Gemini に代表される生成 AI では、大規模言語モデル (Large Language Model: LLM) が中核技術として用いられている。近年では、これが画像や音声も同時に扱う大規模マルチモーダルモデル (Large Multimodal Model: LMM) へと発展しつつある。本探究では、LMM の一種である GPT-5 (OpenAI GPT-5) や o3 (OpenAI o3) を利用する。

このような生成 AI の進化により、従来は専門家の目視に依存していた法面の画像診断を、AI が代替・補助できる可能性が大幅に拡大した。本取組では、この最新の生成 AI 技術を活用し、画像データから危険な法面をスクリーニングする新たなアプローチを提案する。

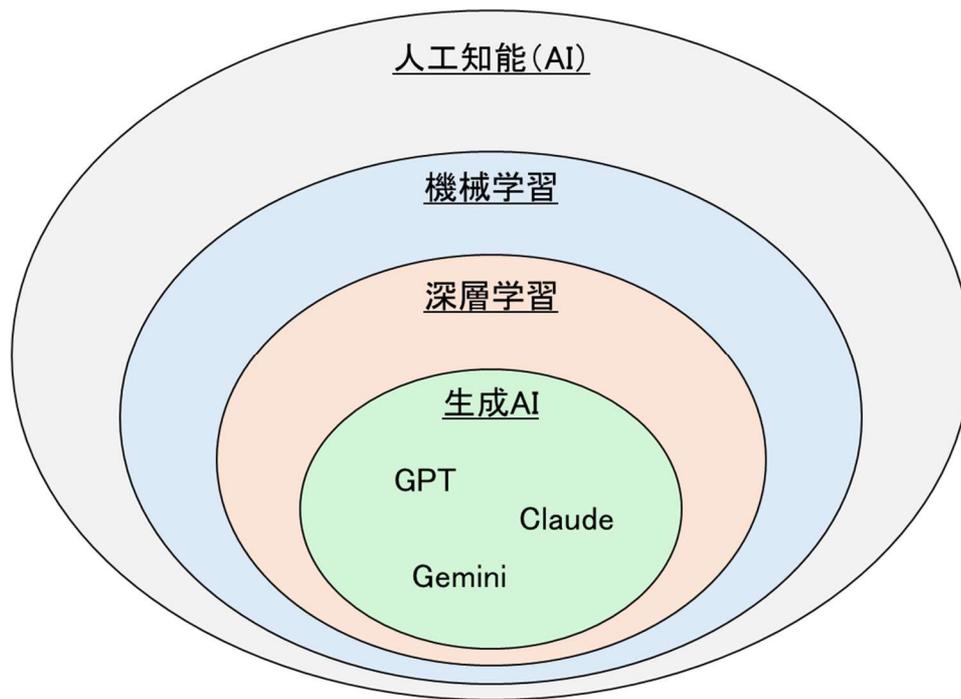


図 1 : AI、機械学習、深層学習および生成 AI の関係（筆者作成）

### 第 3 章 仮説の提示

本章では、本取組における仮説を提示する。本取組では、法面の安全確保に向けて、以下の 2 段階の仮説検証プロセスを経て検討を行った。当初はオープンデータを用いた統計的な予測を目指したが、その検証過程で得られた知見を基に、生成 AI を用いた画像診断によるスクリーニングへとアプローチの方針を変更した。

#### 3.1 オープンデータによる崩壊予測（予測保全）

第 1 の仮説は、「公開されている地形データと気象データを組み合わせることで、法面崩壊の発生を予測できる」というものである。先行研究や技術的背景（2.2 節）で述べたとおり、地形や降雨量は崩壊の主要な要因である。これらは国土地理院や気象庁からオープンデータとして入手可能であり、過去の崩壊事例と突き合わせて深層学習のモデルを構築することで、危険な予兆を検知できると考えた。この仮説が立証されれば、新たなセンサー等を設置することや法面の巡視を行うことなく、低コストで広域の予測保全が可能となることが予想される。

#### 3.2 マルチモーダル AI による危険箇所のスクリーニング（予防保全）

初期仮説の検証を進める過程において、地形および気象データといった広域データのみを用いて予測を行った場合、予測に寄与している主な特徴量は、地質や土壌に関するデー

タではなく、勾配や降雨量に関するデータであることが明らかとなった。これは、「勾配が急な法面ほど崩壊しやすい」「降雨時に崩壊が発生しやすい」といった既存の知見を説明する結果であり、新たな知見を示すものではない。また、点検現場や崩落箇所の視察や点検業者へのヒアリングを通じて、法面崩壊の危険性は主に視覚から得られる情報で判断されていることが明らかになった。ここで、視覚から得られる情報とは、モルタルの表面の亀裂（クラック）、モルタルの浮き出し、モルタルの表面を突き破るような植物（植生）およびモルタルの表面を流れる水の跡などが主である。このことから、画像データの視覚情報を活用することで、法面の変状を効果的に検出できるという着想に至った。

AI 技術、特に深層学習は画像処理において卓越した性能を発揮することが知られている。さらに近年では、テキストや画像など異なる種類のデータ（モダリティ）を統合して理解・生成できる LMM が発展し、これを中核とした「マルチモーダル生成 AI」が急速に高度化している。これらの技術を応用すれば、法面の画像を AI に解析させ、変状の有無やその詳細をテキストとして自動出力するシステムの構築は十分に実現可能であると考えた。

この仮説が実現すれば、従来は人手に頼っていた日常的な法面点検の自動化および高度化が可能となり、限られた人的リソースの中、効率的な法面異常個所の発見に寄与する。具体的には、膨大な数の法面の中から危険性の高い箇所のみをスクリーニングすることや、崩壊の予兆となるクラックや植生繁茂といった変状を継続的に把握・追跡することが可能になると期待される。

## 第 4 章 探究手法

本章では、前章で提示した二つの仮説を検証するために構築したシステムおよび使用した技術について述べる。

### 4.1 地形および気象データを用いた深層学習による崩壊予測

本取組における予測モデルの構築は、文献 [5] で報告されている手法を参考とした。まず、利用したデータについて述べる。地形データとして、標高、地質、地形分類、および土壌のデータを用いた。標高データは広島県のインフラマネジメント基盤である「DoboX」[7] から、地質、地形分類および土壌データは国土数値情報 [8] より取得した。各データの性質を表 2 にまとめる。これらのデータを加工・整形し、図 2 に示すような任意の緯度・経度に対して地形属性を付与したデータセットを構築した。なお、本検討におけるメッシュ間隔は 10m とした。

表 2：各地形データのラベル例（筆者作成）

データ	ラベル例	特徴
地形	扇状地性低地、小起伏山地 など	土地の起伏や形成過程に基づき、地形を分類
地質	花崗岩質岩石、安山岩質岩石 など	地盤を構成する岩石や地層の種類を示す
土壌	褐色森林土、未熟土 など	地表を覆う土壌の性質や生成環境によって分類

経度	緯度	標高	地形属性1	地形属性2	地質属性1	地質属性2	土壌属性1	土壌属性2
132.31525	34.565422	132.90	低地	扇状地性低地	未固結	砂（がち）	褐色森林土	褐色森林土壌
132.31534	34.565422	132.90	低地	扇状地性低地	未固結	砂（がち）	褐色森林土	褐色森林土壌
132.31543	34.565422	132.90	低地	扇状地性低地	未固結	砂（がち）	褐色森林土	褐色森林土壌
132.31552	34.565422	132.85	低地	扇状地性低地	未固結	砂（がち）	褐色森林土	褐色森林土壌
132.31561	34.565422	132.80	低地	扇状地性低地	未固結	砂（がち）	褐色森林土	褐色森林土壌

図 2：作成したデータセットの一部（筆者作成）

気象データについては、気象庁情報カタログ [9]を利用した。気象庁が公開している過去の日別気象データを「Web スクレイピング」という手法で自動的に収集・整形した。Web スクレイピングとは、インターネット上の公開情報を人手で一つずつコピーするのではなく、専用のプログラムを使って必要なデータだけを自動的に集めてくる技術である。これにより、膨大な量の気象データを効率よく集め、任意の年月・地点における日別気象データを参照可能なデータベースを構築した。

本取組の検証にあたっては、深層学習モデルの一つであるオートエンコーダ（Autoencoder）を採用した。オートエンコーダは、入力データを圧縮・復元する過程でデータの特徴を学習する教師なし学習モデルである。ここで「教師なし学習」とは、正解ラベル（例えば画像に対する「猫」などのタグ）が付与されていない学習データを用いてモデルを学習させる手法を指す。

例として、「画像に表示されている動物が猫か否か」を判定するモデルを考える。図 3 左に示すように、学習時はラベルが付与されていない猫の画像をオートエンコーダに入力する。猫の画像はエンコーダによって圧縮され、「耳がとがっている」や「ヒゲがある」といった猫の本質的な特徴を表すデータ（潜在変数）に変換される。そして、デコーダを通じて潜在変数から猫の画像が生成される。このとき、オートエンコーダは「入力の猫の

画像」および「出力の猫の画像」の誤差が小さくなる（同じ画像となる）ように学習することで猫の特徴を獲得する。

次に学習したモデルを実際に運用するテスト時を考える。このとき、猫の画像が入力されると、学習時と同様に入力によく似た猫の画像が出力される。一方で、図 3 右に示すように、猫以外（例えば犬）の画像が出力されると、学習されたオートエンコーダは犬を正確に出力する能力は持っていないため、誤差が非常に大きくなる。この誤差に適切な閾値（しきいち）を設定することで、「猫か否か」を判定する異常検知が実現される。

本取組では、正解データ（崩壊事例）として「ひろしま道路ナビ」 [10]で公開されていた道路規制情報を利用した。「ひろしま道路ナビ」のデータは「落石」、「道路損壊」および「土砂崩れ」など 14 種類の規制理由で構成されており、本検討ではこのうち「落石」を法面崩壊発生とみなして取り扱った。つまり、先ほどの例と照らし合わせると、学習させる「猫」が「落石（崩壊事例）」に相当し、検知対象外である「犬」が「それ以外（非崩壊事例）」に相当する。オートエンコーダに「落石」の特徴を学習させることで、未知の地点が「落石」の傾向を持っているか（再構成誤差が小さいか）を判定する。

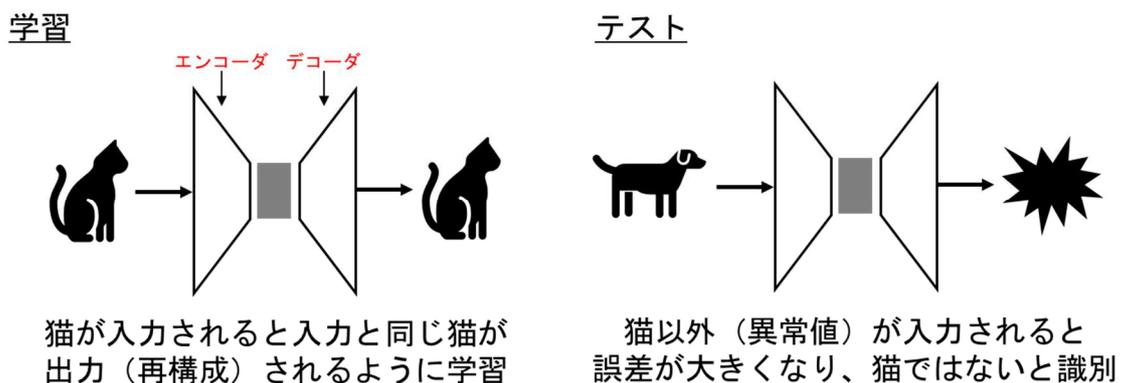


図 3：オートエンコーダによる異常検知の例（筆者作成）

#### 4.2 画像を用いた生成 AI モデルによる法面診断アプリケーション

本仮説の検証には、生成 AI プラットフォーム「Dify」を活用し、最新のマルチモーダル生成 AI を組み込んだ診断システムを構築した。Dify は、専門的なプログラミング知識がなくても、処理の流れを画面操作のみで構築できるノーコードツールである。

図 4 に実際に構築した Dify のワークフロー（アプリケーション）を示す。本システムでは、法面の画像が入力されると、複数の生成 AI モデルが並行して植生およびクラックの検出を行う。続いて、それぞれの検出結果を個別のレポートとしてまとめ、最終的にそれらを統合して総合的な評価を実施するフローとなっている。



図 4 : Dify 上に構築した法面画像診断アプリケーション (筆者作成)

生成 AI モデルには、2025 年 11 月時点で利用可能であった o3 および GPT-5 を採用した。各モデルの特徴について述べる。o3 は、複雑な課題に対して段階的な思考過程 (Chain of Thought) を経ることで、より正確な結論を導くことを重視した推論特化型モデルである [11]。また、GPT-5 は、高度な推論能力および広範な知識ベースを標準的に備える汎用人工知能モデルであり [12]、2025 年 12 月時点における最新世代の GPT モデルである。これらのモデルの特徴は、画像を入力として解析できる機能を備えるだけでなく、画像内容を踏まえた推論結果や所見を自然言語で説明できる点にある。

これらを踏まえて、各モデルを採用した理由について述べる。o3 は、画像を入力とした視覚情報の解釈と推論 (visual reasoning) に強みを有する推論特化型モデルであり、画像内容に基づく所見を整合的に言語化できる点を重視して採用した。特に、推論過程において画像の一部領域へ注目する処理を取り込み得る設計が示されており、局所的な変状であるクラックの検出・確認に適している。また、推論の深さを制御可能であることから、判定が難しい画像に対して重点的に推論を行う運用が可能である。

一方、GPT-5 は、画像を含む入力に対して安定した処理が可能な汎用的な生成 AI モデルであり、判定結果の理由や注意点を分かりやすく整理して出力できる点を重視して採用した。特に、クラックおよび植生の判定結果を文章として整え、複数の生成 AI モデルによる判定結果を後段で統合・要約することを想定した記述形式に整える用途に適している。また、これらの生成 AI モデルは、外部システムから利用可能なインタフェース (API) として提供されている。この仕組みにより、同一のクラウド環境上で複数のモデルを併用できるほか、将来的に最新のモデルへ容易に置き換えることが可能である。

以上の理由から、本探究では生成 AI モデルとして o3 および GPT-5 を採用し、両モデ

ルの特性を踏まえた法面画像の解析を行う。

本アプリケーションの特徴は、植生およびクラックの検出において、このような二つの異なるモデルを利用している点にある。これは、特性の異なる複数の生成 AI モデルを組み合わせることで、多角的な視点から変状を検出し、診断精度を向上させることを目的としたものである。本検討では OpenAI 社の 2 種類のモデルを採用したが、3 種類以上のモデルを組み合わせたり、Gemini シリーズや Claude シリーズといった他社モデルを導入したりすることも容易である。このようにプロセスを分割することで、将来的な機能拡張や改良にも柔軟に対応できる構成となっている。

また、各生成 AI に与えたプロンプトを図 5～図 8 に示す。各プロンプトは GPT-5 を用いて生成したものを修正・加筆した。

# 役割  
あなたは植物の専門家です。画像の中から植物だけを正確に見つけ出すことに特化しています。

# 指示

1. 与えられた\*\*複数の\*\*法面画像の中から、\*\*植生（草、木、コケなど）\*\*が存在する箇所をすべて特定してください。
2. クラックやコンクリートの模様など、\*\*植生以外の特徴は完全に無視\*\*してください。
3. 特定した各植生について、\*\*どの画像の\*\*どの位置（例：「image1.jpgの中央上部」）で見つかったかと、おおよその範囲や広がりテキストで記述してください。
4. 出力は箇条書きのリスト形式にしてください。

図 5：植生検出 AI のプロンプト（筆者作成）

# 役割  
あなたはインフラ点検の専門家です。コンクリート構造物のひび割れ、剥離、浮きを見つけ出すことに特化しています。

# 指示

1. 与えられた\*\*複数の\*\*法面画像の中から、\*\*クラック（ひび割れ）、剥離、浮き\*\*の兆候が見られる箇所をすべて特定してください。
2. 植生や汚れなど、\*\*構造物の変状以外の特徴は完全に無視\*\*してください。
3. 特定した各変状について、\*\*どの画像の\*\*どの位置（例：「image2.jpgの右下」）で見つかったかと、形状、おおよその長さや規模をテキストで記述してください。
4. 出力は箇条書きのリスト形式にしてください。

図 6：クラック検出 AI のプロンプト（筆者作成）

# 役割  
あなたは2人の植物専門家からの報告をレビューし、最終的な結論をまとめる上級調査員です。

# 指示  
1. 以下の2つの異なる「植生検出レポート」を比較・検討してください。  
2. 両方のレポートで共通して指摘されている植生をリストアップしてください。  
3. 片方のレポートのみで指摘されている植生をリストアップし、その妥当性を評価してください。  
4. 上記を統合し、法面全体の植生の分布状況について、最終的な見解を簡潔にまとめてください。

# 植生検出レポート1  
<GPT-5の植生検出結果>

# 植生検出レポート2  
<o3の植生検出結果>

# 最終見解

図 7：植生レポート作成 AI のプロンプト（筆者作成）

# 役割  
あなたは2人のインフラ点検専門家からの報告をレビューし、最終的な結論をまとめる上級技術者です。

# 指示  
1. 以下の2つの異なる「クラック検出レポート」を比較・検討してください。  
2. 両方のレポートで共通して指摘されているクラックや剥離をリストアップしてください。  
3. 片方のレポートのみで指摘されている変状をリストアップし、その妥当性を評価してください。  
4. 上記を統合し、法面全体のクラックや剥離の状況について、最終的な見解を簡潔にまとめてください。

# クラック検出レポート1  
<GPT-5のクラック検出結果>

# 植生検出レポート2  
<o3のクラック検出結果>

# 最終見解

図 8：クラックレポート作成 AI のプロンプト（筆者作成）

```

# 役割
あなたは植生と構造物の専門家チームからの報告を受け、法面の健全性について総合的な診断を下す最終責任者です。

# 指示
1. 「植生の総合評価レポート」と「クラックの総合評価レポート」をインプットとして受け取ります。これらは複数の画像から得られた情報を含みます。
2. これらの情報に基づき、法面全体の健全性について総合的な診断を下してください。
3. 診断の根拠となるクラックと植生の具体的な情報を、それぞれのセクションに分けて記述してください。
4. 特に、植生とクラックが関連している可能性（例：「クラックから植生が繁茂している」）があれば、その点を指摘してください。
5. 最終的な出力は、以下のMarkdown形式に厳密に従ってください。

# Markdownフォーマット
## 総合所見

- **サマリー:** (ここに総合的な健全性のサマリーを記述)
- **推奨事項:** (ここに推奨される対策や次のアクションを記述)

---
## リスクの詳細

### クラック
- **サマリー:** (ここにクラック評価の要約を記述)
- **検出リスト:**
  - **ID:** crack_01
    - **出典画像:** (変状が確認された画像ファイル名、例: image1.jpg)
    - **位置:** (位置を記述)
    - **種類:** (ひび割れ、剥離など)
    - **詳細:** (詳細を記述)

### 植生
- **サマリー:** (ここに植生評価の要約を記述)
- **検出リスト:**
  - **ID:** veg_01
    - **出典画像:** (変状が確認された画像ファイル名、例: image2.jpg)
    - **位置:** (位置を記述)
    - **詳細:** (詳細を記述)

# 植生の総合評価レポート
<植生レポート>

# クラックの総合評価レポート
<クラックレポート>

# 最終診断 (Markdown)

```

図 9：サマリー出力 AI のプロンプト（筆者作成）

## 第5章 実証結果

本章では、前章で述べた探究手法を用いて検証を行った結果について述べる。

### 5.1 地形および気象データを用いた深層学習による崩壊予測

本手法の有効性を検証するため、学習したオートエンコーダモデルに、学習に利用しなかった「落石」および「それ以外」の地形および気象データを入力してモデルの評価を行った結果を図10に示す。評価指標にはROC曲線(Receiver Operating Characteristic curve)およびAUC(Area Under the Curve)を用いた。ROC曲線は、閾値を変化させた際の真陽性率と偽陽性率の関係をプロットしたものであり、AUCはその曲線下の面積を表し、1.0に近いほどモデルの判別性能が高いことを示す。例えば、完全にランダムな予測(コイントスで決めるような場合)を行ったと仮定すると、ROC曲線はグラフの対角線(図中の点線)と重なり、AUCは0.5となる。モデルの性能が良いほど、曲線はこの対角線から左上方向へ離れていき、AUCは最大値の1.0に近づく。図中の点線は、この「予測能力がない状態(ランダム)」を示しており、構築したモデルの曲線(実線)がこの点線よりも上側に描かれていることから、ランダムな予測よりも有意に崩壊を検知できていることが視覚的に理解できる。

最も性能が高くなるようにモデルを調整(ハイパーパラメータチューニング)したときのAUCは0.7程度と中程度の性能を示した。これはモデルの性能が100点満点中、70点程度であると言い換えることができる。したがって、一定の予測能力を有していることを示唆するものの、実務における意思決定支援としては十分な精度とは言い難い。

また、モデルが検知した「危険な法面」の特徴を分析したところ、「降雨量が多い」「傾斜が急である」といった、従来の経験則でも既知の傾向が支配的であることが確認された。地形・気象データのみを用いたアプローチでは、個別の法面固有の崩壊リスク(局所的な変状など)を捉えきれず、新たな知見の獲得には限界があることが示唆された。

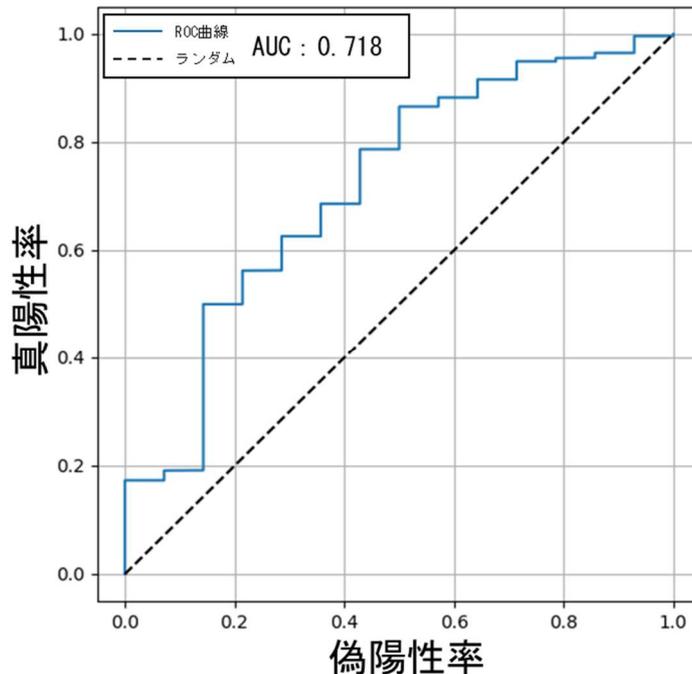


図 10 : 「落石か否か」を予測したときの ROC 曲線および AUC (筆者作成)

## 5.2 画像を用いた生成 AI モデルによる法面診断アプリケーション

図 11 に、検証に用いた法面の画像を示す。この画像は、広島県が管理する道路の法面の一部を撮影したものである。この法面では、画像中央部を中心に網状のクラックが広がっており、クラックの隙間に植生が確認されることから劣化が進行した法面であると考えられる。なお、当該法面は 2.1 節で述べたランク B または C に相当し、傾斜や法高がそれほど高くないものの、県内に多数存在する典型的な法面である。こうした箇所リスクを自動検知できることは、膨大な法面管理において極めて重要である。

図 11 の画像を法面診断アプリケーションに入力した際の診断結果のサマリー、植生の検出結果およびクラックの診断結果の一部を、それぞれ図 12、図 13 および図 14 に示す。図 12 の植生の診断結果および図 11 を比較すると、クラックの隙間に発生している植生や黒色の土嚢袋の隙間に発生している植生を適切に検出していることがわかる。図 13 のクラックの診断結果および図 11 を比較すると、画像の中央から広がっている網状のクラックを検出していることが確認された。また、図 14 の診断結果のサマリーでは、図 12 および図 13 で示された植生およびクラックの情報を基に、リスクを評価していることが確認された。実際、2025 年に同法面の近接箇所においてモルタルの剥離が確認されており、当該法面全体で劣化が進行している事実と符合する。このような状況下において、本システムが当該法面を「中程度のリスク」と評価したことは、実態に即した妥当性の高い診断結

果であると評価できる。



図 11：ひび（クラック）が確認されるモルタル法面（筆者撮影）

ID: veg\_01

出典画像: image1.jpg

位置: 中央やや下のクラック交点

詳細: 束状の細茎・糸状葉の草本。核心部直径約5~7 cm、衛星芽を含む外縁は15~20 cm程度。クラック開口部から直接発生。

ID: veg\_02

出典画像: image1.jpg

位置: 下端右寄り（黒い土のう袋の間）

詳細: 広葉草本のまとまり。葉の広がり10~20 cm。袋間の隙間で保水・土砂堆積により定着。

ID: veg\_03

出典画像: image1.jpg

位置: 左中央→左上へ伸びる斜めクラック帯

詳細: 小型芽が帯状に散在（各2~5 cm）。一部は1~2本の細茎として記録。クラック沿いの保水に整合。

ID: veg\_04

（以下省略）

図 12：法面画像診断 AI による植生検出結果（筆者作成）

ID: crack\_01  
出典画像: image1.jpg  
位置: 中央～やや右の縦走ライン  
種類: ひび割れ (縦方向主クラック)  
詳細: 長さ約1.5～2.0 m、幅0.5～3 mm。途中で左右に枝分かれしネットワーク状に発達。

ID: crack\_02  
出典画像: image1.jpg  
位置: 中央付近から斜め下方向へ連なる帯  
種類: ひび割れ (斜め分岐)  
詳細: 主クラックからの分岐。個々の長さ40～70 cm規模が複数。連続主線の可能性は未確認で再確認要。

ID: crack\_03  
出典画像: image1.jpg  
位置: 中央部一帯  
種類: 微細ひび割れ集中  
詳細: ヘアライン～約1 mmの微細クラックが約40～60 cm四方で密集する網目状領域。

ID: crack\_04  
(以下省略)

図 13 : 法面画像診断 AI によるクラック検出結果 (筆者作成)

本法面はクラックが支配的な変状を呈しており、中央～やや右側の縦方向主クラック (最大幅約3 mm) とそれに連なる斜め方向の分岐群、中央部の微細クラック集中域、左下隅の目地/既存クラック開口が確認される。加えて、円弧～楕円状クラック周辺の表面白化 (含水影響示唆) があり、クラック系への水の関与が推定される。  
植生はクラック交点や土のう袋の隙間など保水・堆積の起きる微小環境に局在し、中央クラック交点の主株および左寄り斜めクラック帯の小芽がクラックと直接関連して発生している。現時点の健全性は「中リスク (進行性の可能性あり)」で、緊急の崩壊兆候は限定的だが、含水・凍結、根の楔作用によるクラック進展が懸念され、早期の抑制・補修が望まれる。

図 14 : 法面画像診断 AI による診断の概要 (筆者作成)

以上の結果から、マルチモーダル生成 AI (o3 および GPT-5) を用いることで、追加学習 (ファインチューニング) を行うことなく、適切なプロンプトエンジニアリングのみで法面の変状 (クラックや植生等) を高精度に検出できることが確認された。これは、専用の深層学習モデルを一から構築する場合と比較して、学習データの準備や計算資源の調達にかかるコストおよび時間を大幅に削減できることを意味する。汎用的な生成 AI を活用することで、迅速かつ低コストにシステムを実装可能である点は大きな利点である。

## 第6章 考察・提言

前章の実証結果より、本取組における二つのアプローチについて以下の知見が得られた。

まず、地形・気象データを用いた深層学習モデルによる崩壊予測（取組1）については、AUC 0.7程度という一定の予測性能を確認できた。しかし、その判断根拠は「降雨量」や「傾斜」といったマクロな要因に依存しており、個別の法面が抱える固有のリスク要因（局所的な変状など）までは捉えきれていないことが明らかとなった。現時点で利用可能なデータは、崩壊後の事後分析には有用であるものの、将来の崩壊を予測するには決定的な情報とはなり得ない。崩壊を正確に予測するためには、おそらく土中水分量や法面内部の劣化状況、あるいは斜面の微細なズレといった、より直接的な物理データを把握する必要があると考えられる。

しかしながら、そのようなデータを収集することは極めて困難である。なぜなら、「今にも崩壊しそうな法面」を事前に特定し、そこにセンサーを設置して崩壊の瞬間を観測すること自体が現状の技術では難しいからである。つまり、取組1の実用化は、学習データの質的な不足という壁に阻まれていると言える。

一方で、生成AIを用いた画像診断（取組2）においては、特別な学習データを用意することなく、プロンプトエンジニアリングのみで法面の変状（クラックや植生）を適切に検出し、実態に即したリスク評価が可能であることが示された。近年の生成AI技術の飛躍的な進展により、AIソリューションは必ずしも学習データを用意してゼロからモデルを構築する必要はなく、大規模データから汎用的な知識を獲得したモデルを特定ドメインに適用するアプローチも極めて有効な手段となりつつある。この取組2のアプローチは、技術的なハードルを下げるだけでなく、カメラを設置・運用するだけでデータ収集が可能であるため、今すぐ開始できるという実務上の大きな利点も有している。これらの結果を踏まえると、現時点の技術レベルにおいては、「いつ崩壊するか」をピンポイントで予測すること（予測保全）に固執するよりも、生成AIの画像認識能力を活用して「崩壊のリスクが高い箇所」を網羅的にスクリーニングする「予防保全」のアプローチに注力することが、より実効性が高く、かつ即効性のある対策であると考えられる。

さらに、この「スクリーニング」は、前述した取組1の課題解決にも寄与する。画像診断によって危険な法面をスクリーニングし、「崩壊しそうな法面」を特定できれば、これまで困難であった「崩壊に繋がるデータを収集するためのセンサー」を、その特定された法

面に重点的に設置することが可能となるからである。すなわち、取組 2（画像診断）の推進が、将来的な取組 1（崩壊予測）の高度化に必要なデータを生み出すという相乗効果が期待できる。

この戦略に基づき、実務への実装案として、日常的な巡視作業に用いる車両に 360° カメラを搭載し、網羅的に法面画像を収集する体制の構築を検討している。これにより、膨大な数の法面を効率的に巡視し、変状の早期発見や経年変化の追跡が可能となると考えられる。現状は「データが無い」という課題に直面しているが、これからは「とにかくデータの収集を始める」ことが重要である。蓄積された画像データは、将来的に法面診断に特化した専用 AI モデルの学習データとして活用できるだけでなく、オープンデータとして公開することで、新たな技術開発を促すエコシステムの形成にも寄与する。

データの蓄積によってこそ AI はその真価を発揮するものであり、まずはデータを集めることが次世代の防災技術への第 1 歩となる。

## 参考文献

- [1] 広島県土木建築局技術企画課, “広島デジフラ構想 2025,” 2025 年 8 月 URL: <https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soshiki/95/hiroshimadejihura.html> [アクセス日: 2025 年 12 月 11 日].
- [2] 広島県土木建築局道路整備課, “一般国道 191 号道路法面崩壊検討会,” 2019 年 6 月 URL: <https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soshiki/98/kentoukai.html> [アクセス日: 2025 年 12 月 11 日].
- [3] 広島県土木建築局道路整備課, “今後の法面对策のあり方検討会,” 2019 年 12 月 URL: <https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soshiki/98/arikatakentoukai.html> [アクセス日: 2025 年 12 月 11 日].
- [4] 長尾ら, “被災のり面データに基づく東北地方の豪雨による高速道路のり面の崩壊素因の評価の試み,” 土木学会論文集 C (地圏工学), 2020.
- [5] 大塚ら, “深層学習により高速道路切土法面の 豪雨時崩壊確率を推定するための素因に関する一考察,” AI・データサイエンス論文集, 2021.

- [6] 人工知能学会, “教養知識としてのAI [第1回] AI ってなに?,” URL:  
[https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/ai\\_comics/comic\\_no1/](https://www.ai-gakkai.or.jp/resource/ai_comics/comic_no1/) [アクセス日:  
2025年12月26日].
- [7] 広島県土木建築局建設DX担当, “DoboX,” URL: <https://hiroshima-dobox.jp/index2> [アクセス日: 2025年12月11日].
- [8] 国土交通省, “国土数値情報ダウンロードサイト,” URL:  
<https://nlftp.mlit.go.jp/> [アクセス日: 2025年12月11日].
- [9] 気象庁, “気象庁情報カタログ,” URL:  
<https://www.data.jma.go.jp/suishin/catalogue/catalogue.html> [アクセス日:  
2025年12月11日].
- [10] 広島県土木建築局道路整備課, “ひろしま道路ナビ (道路防災情報システム),”  
URL: <https://www.roadnavi.pref.hiroshima.lg.jp/> [アクセス日: 2025年12月  
11日].
- [11] OpenAI, “OpenAI o3 と o4-mini が登場,” 2025年4月 URL:  
<https://openai.com/ja-JP/index/introducing-o3-and-o4-mini/> [アクセス日:  
2025年12月11日].
- [12] OpenAI, “GPT-5 が登場,” 2025年8月 URL: [https://openai.com/ja-  
JP/index/introducing-gpt-5/](https://openai.com/ja-JP/index/introducing-gpt-5/) [アクセス日: 2025年12月11日].

# AI による漏水音検知に関する取組

広島 AI ラボ 大島 風雅

## 目次

第1章 目的	70
第2章 背景	70
2.1 社会的背景	70
2.2 技術的背景	71
第3章 仮説の提示	72
第4章 探究手法	73
第5章 実証結果	74
第6章 考察・提言	75
参考文献	76

## 第1章 目的

広島県の上水道事業における管路総延長は約 17,000km に及び、その多くが敷設後 20 年以上を経過するなど老朽化が進んでいる。管路の更新は進められているものの、漏水事故の発生が継続して確認されているのが現状であり、その特定は熟練技術者による音聴検査に依存している。しかし、交通量の多い場所では騒音が検査を阻害し、夜間作業を余儀なくされるなど、検査者の負担が大きく、特定にも時間を要するという課題がある。そこで、本探究では AI を用いて音響データを解析し、騒音環境下でも効率的かつ正確に漏水箇所を特定できるかどうかについて、その実現可能性を検討することを目的とする。

## 第2章 背景

本章では、本探究活動における社会的及び技術的な背景について述べる。

### 2.1 社会的背景

第1章で述べたように、2023 年度の広島県上水道事業における管路の総延長は約 17,000km に及ぶ。そのうち約 75% が敷設後 20 年を経過しており、法定耐用年数である 40 年を経過した水道管も全体の約 28% を占めるなど、管路の老朽化が進行している [1]。

県内の各水道事業者では計画的な管路の更新事業を進めているものの、膨大な延長を有する管路のすべてを即座に更新することは困難であり、依然として漏水事故が発生しているのが現状である。漏水は貴重な水資源の損失であるだけでなく、道路陥没などの二次災害を引き起こすリスクも孕んでおり、効率的な維持管理手法の確立が求められている。

加えて、近年の気候変動に伴う気象災害の激甚化・頻発化も深刻な課題となっている。特に 2018 年 7 月豪雨（西日本豪雨）では、広島県内でも管路の破損や送水停止が多発し、長期にわたる断水が地域社会の生活や経済活動に甚大な影響を及ぼした [2]。老朽化が進む管路の中でも特に耐震構造を有しないものは、こうした自然災害による地盤変動や外力によって継手の離脱や管の破断を招く可能性が高く [3]、災害時に大規模な供給途絶を引き起こすリスクが高まっている [4]。政府や自治体による水道インフラの強靱化が進められる中、限られた予算や資源を用いて、いかに効率的かつ効果的に対策を講じていくかが今後の大きな課題となる。

## 2.2 技術的背景

本節では、水道管の漏水検知に関する技術的背景について述べる。現在、漏水箇所の特  
定は、主に熟練技術者が音聴棒（図 1）や電子音聴器（図 2）を用いて地下の水道管から  
伝わる微細な振動音を聞き分ける「音聴検査」によって行われている。しかし、この手法  
は検査者の聴覚や経験に大きく依存する属人的な技術であるという課題がある。また、都  
市部や交通量の多い幹線道路沿いでは、自動車の走行音をはじめとした環境騒音が漏水音  
の聴取を阻害するため、日中の検査が困難となる場合が多い。その結果、交通量が減少す  
る深夜帯に検査を行わざるを得ず、検査者の身体的負担の増大や、作業時間の制約による  
検査効率の低下が深刻な問題となっている。



図 15：音聴棒 [5]



図 16：電子音聴器 [6]

このような人的・環境的な制約を克服し、持続可能な水道インフラの維持管理を実現するため、近年では先端技術を活用した新たな検知手法の導入が模索されている。「上下水道 DX 技術カタログ [7]」に見られるように、ロボティクスや衛星データ活用など多角的なアプローチが進められている。例えば、株式会社ウオールナットの「水中ロボットカメラ漏水検知システム [8]」は、管内走行ロボットで収集した漏水音及び水中映像を AI で解析することで、直接的な漏水箇所の推定を可能にしている。また、東亜グラウト工業株式会社の「アステラ・リカバー [9]」は、人工衛星による広域監視により、調査対象エリアの絞り込みを効率化している。

こうした技術開発が進む一方で、現場で最も手軽かつ広範囲に実施可能な「音」による検査手法の高度化も強く求められている。特に、深層学習 (Deep Learning) をはじめとする AI 技術は、画像認識や音声認識の分野で人間を超える識別能力を示しており、熟練技術者の聴覚に頼っていた微細な漏水音の判別や、環境騒音との分離を自動化できる可能性を秘めている。そこで本探究では、音響解析に AI を適用することに着目し、模擬的な漏水音と様々な環境騒音 (外乱) を収集・分析することで、AI モデルを用いて漏水の有無を判定する手法の確立を目指す。

### 第 3 章 仮説の提示

本章では、本探究活動における仮説を提示する。本取組では、水道管の漏水検知における課題解決に向けて、AI 技術、特に深層学習を用いた音響解析の有効性を検証する。

第 1 の仮説は、「深層学習モデル (AI) を用いて音響データを解析することで、騒音環境下においても漏水音の識別が可能である」というものである。従来の音聴検査は、微細な漏水音と環境騒音を聞き分けるために高度な熟練を要し、かつ騒音レベルが高い環境では限界があった。これに対し、画像認識や音声認識の分野で人間を超える識別能力を示している深層学習モデルであれば、複雑な波形パターンの中から漏水音特有の特徴量を抽出できる可能性があると考えた。

第 2 の仮説は、「限られたデータ量という制約下であっても、適切な AI モデルを選択することで実用的な精度が得られる」というものである。一般に深層学習モデルの構築には大量の教師データが必要とされるが、漏水音の実データは希少であり、大規模なデータセットを構築することは困難である。これに対し、音とその意味的情報の関係性をあらかじめ学習した深層学習モデルであれば、少量の漏水音データに対しても、その汎用的な知識を活用することで、高精度な識別が可能になると考えた。

## 第4章 探究手法

本章では、データ収集実験及び検討を予定している AI モデルのアプローチについて述べる。まず、漏水音の実データは希少であり、網羅的な収集が困難であるため、本探究の初期段階として模擬的な漏水音を収録する実験を実施した。実験では、実際の水道管路で模擬的な漏水音を発生させ、図 2 で示した漏水探査機を用いて音響データを収録した。現時点で完了しているのはこの漏水音収録実験のみであるため、次章では本実験の結果について報告する。

また、今後は限られたデータ量の中でも高い識別精度を達成することを目的として、異なる特徴を持つ 3 種類の AI モデルによるアプローチを検討する予定である。一つ目は、教師なし学習の一種である変分オートエンコーダ (VAE: Variational Autoencoder) [10] である。これは、データの潜在的な特徴分布を確率的に学習する AI モデルである。端的に表現すると、AI に大量の「正常な音 (漏水していない音)」だけを学習させ、正常な音の「範囲」を定義させる。そして、その範囲から統計的に外れた音を「異常 (漏水)」として検知する仕組みである。

さらに、この AI は学習した分布を元に新しいデータを生成することも可能であるため、学習データの不足を補うための模擬データの作成や、より高度な生成 AI 技術である拡散モデル (Diffusion Model) への応用も視野に入れている。

二つ目は、大規模な音声データセットで事前学習されたモデルである CLAP (Contrastive Language-Audio Pretraining) [11] である。これは、音声データとテキストデータのペアを用いた対照学習により、音声信号と意味情報の共通表現を獲得している AI モデルである。具体的には、人間が音を聞いて「これは車の音だ」「これは水の音だ」と即座に理解できるように、この AI も「音」と「その音が何であるか (言葉)」の関係性をあらかじめ大量に学習している。そのため、今回のように手元のデータが少ない場合でも、AI が元々持っている汎用的な知識を転移学習させることで、高精度な漏水検知が可能になると考えた。

三つ目は、画像・音声・テキストなどを統合的に処理できるマルチモーダル生成 AI モデルである。「マルチモーダル」とは、人間が目 (視覚) や耳 (聴覚) など複数の感覚を組み合わせる状況を判断するように、AI も異なる種類のデータ (モダリティ) を同時に扱えることを指す。本探究と同時に進めている「法面の崩壊予測」と同様に、音のデータをこの AI に入力し、総合的な判断力を用いて漏水の有無を判定できないか検討する。

これらのアプローチにより、限られたデータからでも漏水音の検知精度を向上させることが期待される。

## 第5章 実証結果

本章では、前章で述べたデータ収集実験及びAIへの適用のうち、データ収集実験のみ完了しているため、これについて述べる。

本実験で収録した模擬漏水音の解析結果を図3に示す。横軸は周波数を表し、縦軸は各周波数におけるエネルギーの大きさ（スペクトル）を示す。また、各グラフは、漏水が無い場合、及び漏水位置からの距離を変えた場合のデータを示している。

各グラフは共通して同様のスペクトル構造を示しており、これは水道管内を流れる流水音を示していると考えられる。一方で、周波数が約4,000Hz及び約4,700Hzの帯域において、漏水位置からの距離が1m～3mの地点のスペクトルがピークを示している。よって、漏水音の特徴はこの帯域の周波数に現れると考えられる。

しかし、実際の現場では自動車走行音や生活排水音などがこの帯域に重なる場合があり、単純な周波数フィルタリングだけでは誤検知のリスクがある。したがって、周波数特性だけでなく、音色の微細な違いや時間的変化を捉えられるAIモデルの適用が不可欠である。

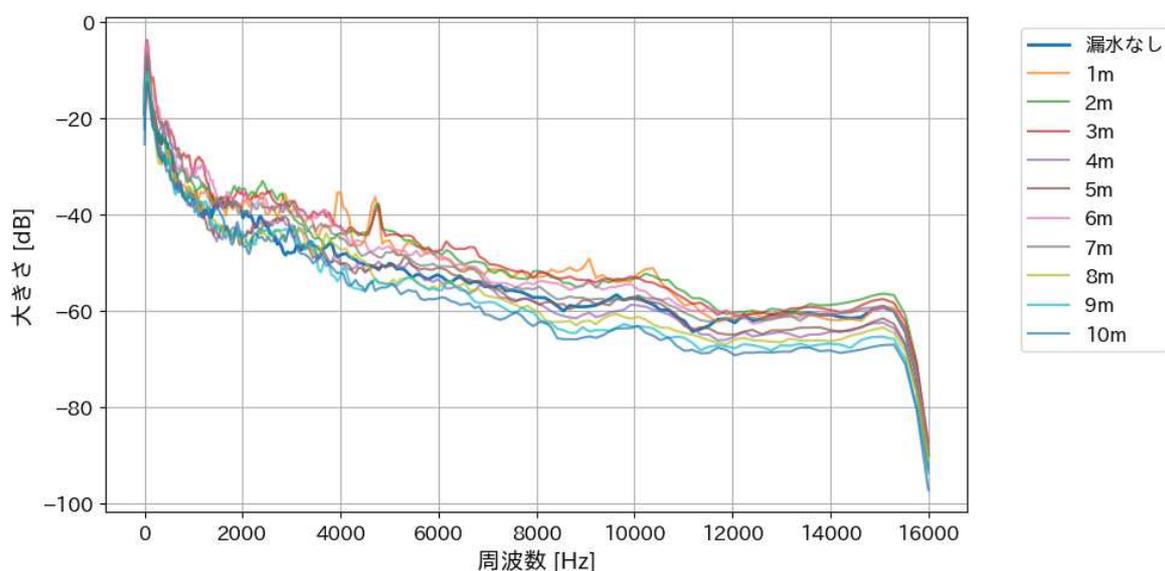


図3：漏水位置ごとの周波数エネルギーの大きさ

## 第6章 考察・提言

本探究では、水道管の漏水検知における「熟練技術への依存」と「騒音環境下での検知困難性」という課題に対し、AIを用いた音響解析の適用可能性と、その前提となるデータ特性について述べた。本取組は「実データのAIへの応用」には至っていないため、具体的な提言を行うまでには至っていない。そこで、本章では現時点で完了しているデータ収集実験及びその解析を通じての考察を主に述べるものとする。

模擬的な漏水音の収集と周波数解析を通じて、漏水音特有の音響的特徴を確認した。一方で、実用化に向けてはデータ量が不足しており、AIモデルの構築には至らなかったものの、実用化に向けた課題と、次にとるべきアプローチの方向性が整理された。漏水音の実データ収集は困難であるが、正常音（漏水していない音）の収集は比較的容易であるという現場の特性に対し、正常データの分布を学習して異常を検知するVAE（変分オートエンコーダ）のアプローチは非常に合理的であると考えられる。また、CLAPのような事前学習済みモデルを用いることで、ゼロから学習させるよりも遥かに少ないデータ量で、漏水音の特徴を捉えられる可能性が示唆された。

従来の周波数分析だけでは、自動車音などの外乱と漏水音の帯域が重なった場合の判別が困難であったが、深層学習モデルを用いることで、単なる周波数成分だけでなく、音色の変化や時間的な特徴パターンを捉えることが可能となり、騒音下での識別精度向上が期待できる。

以上の考察を踏まえ、今後の活動では、実環境における「正常音」の収集を重点的に進める。具体的には、現在広島県水道広域連合企業団から漏水検査業務を受託している企業と連携し、日常点検業務の中で聴取される音響データの収集を行う予定である。こうして得られたデータを基に、先述のAIモデルを漏水音検知に適応させることで、より迅速かつ正確な漏水音検知手法の確立を目指す。

## 参考文献

- [1] “令和 5 年度広島県の水道の現況,” 広島県, 2025 年 4 月 URL:  
<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/soshiki/58/suidougenkyo.html> [アクセス日:  
2025 年 12 月 16 日].
- [2] 厚生労働省, “平成 30 年 7 月豪雨による被害状況等について (第 18 報),” 2018  
年 7 月 URL: <https://www.mhlw.go.jp/content/10600000/000332815.pdf> [アクセ  
ス日: 2025 年 12 月 17 日].
- [3] 会津若松市上下水道局上水道施設課, “水道管の耐震化の取組み,” 2021 年 8 月  
URL: <https://www.city.aizuwakamatsu.fukushima.jp/docs/2021081900032/> [アク  
セス日: 2026 年 1 月 16 日].
- [4] 厚生労働省医薬・生活衛生局水道課, “平成 30 年 (2018 年) 7 月豪雨 水道施設  
被害状況調査報告書,” 2021 年 1 月. URL:  
<https://www.mlit.go.jp/common/830006642.pdf> [アクセス日: 2025 年 12 月 17  
日].
- [5] “金の音聴棒 LSP シリーズ,” フジテコム株式会社, URL:  
<https://www.fujitecom.co.jp/products/lsp/> [アクセス日: 2025 年 12 月 16 日].
- [6] “ノイズカット漏水探知器 DNR-18,” フジテコム株式会社, URL:  
<https://www.fujitecom.co.jp/products/dnr-18/> [アクセス日: 2025 年 12 月 16  
日].
- [7] “上下水道 DX 技術カタログ,” 国土交通省, URL:  
[https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/watersupply\\_sewerage/jyouge\\_dx/index.htm](https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/watersupply_sewerage/jyouge_dx/index.htm)  
1 [アクセス日: 2025 年 12 月 16 日].
- [8] (株) ウオールナット, “水中ロボットカメラ濾水検知システム,” URL:  
[https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/watersupply\\_sewerage/jyouge\\_dx/pdf/suido  
u32.pdf](https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/watersupply_sewerage/jyouge_dx/pdf/suidou32.pdf) [アクセス日: 2025 年 12 月 16 日].
- [9] 東亜グラウト工業 (株), “人工衛星画像解析による広域漏水検知技術「アステ  
ラ・リカバー」,” URL:

[https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/watersupply\\_sewerage/jyouge\\_dx/pdf/suidou11.pdf](https://www.mlit.go.jp/mizukokudo/watersupply_sewerage/jyouge_dx/pdf/suidou11.pdf) [アクセス日: 2025年12月16日].

[10] D. P. Kingma and M. Welling, “Auto-Encoding Variational Bayes,” arXiv:1312.6114, 2013.

[11] B. Elizabale et al., “CLAP: Learning Audio Concepts From Natural Language Supervision,” arXiv:2206.04769, 2022.

# 行政課題と生成 AI 技術をつなぐ 段階的アプローチの実証報告

広島 AI ラボ 川崎 恵祐

# 目次

第1章 目的	80
第2章 背景	80
2.1 社会的背景	80
2.2 技術的背景	80
第3章 仮説	81
第4章 検証方法	82
第5章 実証結果	82
5.1 県庁音声窓口 AI による要素技術統合の検証	82
5.2 データ利活用 AI チャットボットによる Agentic AI の検証	86
5.3 県庁内利用を想定した生成 AI アプリケーション開発プラットフォームの構築	94
第6章 考察・提言	95
6.1 成果と学び	96
6.2 提言	96
参考文献	98

## 第1章 目的

本報告書は、広島 AI ラボにおける1年間の活動成果をまとめたものである。

これまで広島県庁では、デジタルトランスフォーメーション(Digital Transformation、以下「DX」という。)の推進による生産性向上、すなわち限られた時間と労力でより多くの成果を生み出すことを目的に、様々な情報システムが導入されてきた。しかしながら、システムの導入自体が目的となり、現場の実質的な生産性向上に十分結びついていないと考えられるケースが散見される状況にあった。

そこで、広島 AI ラボの一員として、急激に進化する AI 関連技術の調査と検証を重ねる中で、何が県庁業務の生産性向上に使えるのか、どのような形で活用するのが効果的なのか、日々進化する技術と現場の課題を適合させるためにどのようなアプローチが有効なのかといった点について、多角的な観点から探索を行ってきた。

本報告書では、その過程で得られた実践的な知見と、具体的な成果につなげるための取組について報告する。

## 第2章 背景

### 2.1 社会的背景

「DX 動向 2025」(独立行政法人情報処理推進機構, 2025)においても指摘されている通り、日本の DX は依然として「内向き・部分最適」に留まる傾向がある。DX に取り組む組織は増えているものの、実質的な成果を上げている事例は6割弱にとどまり、システム導入が必ずしも成果に結びついていない現状が浮き彫りになっている。

広島県庁においても例外ではない。広島 AI ラボの活動の一環として実施した庁内各局へのヒアリングでは、導入されたシステムが現場で活用しきれていない状況が確認された。また、環境変化が激しい昨今では日々新たな課題も発生しており、「やりたいことはあるが、具体的なアクションを起こしづらい」という切実な声も多く、AI 活用への期待はあるものの、予算確保や手続き、セキュリティポリシー上の課題、部署間の調整といった障壁が具体的な行動を阻んでいる実態が明らかとなった。

### 2.2 技術的背景

一方で、技術の世界ではパラダイムシフトとも呼べる劇的な変化が起きている。2022 年末、大規模言語モデル (Large Language Model、以下「LLM」という。)を基盤とした ChatGPT が登場した。LLM とは、大量のテキストデータを学習し、人間の言葉を理解して自然な文

章を生成することを可能とした、昨今の AI における中心的な技術である<sup>1</sup>。この登場以降、AI 技術の進化は急激に加速しており、今日の「最新」とされる技術が瞬く間に「当たり前」になり、次々と登場する新技術によって即座に過去のものへと追いやられていく状況にある。

AI 技術は、これまでの働き方や業務の在り方そのものを根本から変革するポテンシャルを有しており、適切な活用は業務効率化や新しい価値の創出に直結する。しかし、その進化の速さは、仕様を固定して長時間かけて開発する従来のシステム導入手法では、完成時には技術が陳腐化し、状況に適合しないリスクが高いことも意味している。

### 第 3 章 仮説

現場には課題意識があり、技術も日々進化を遂げている。しかし、その両者をどのように結びつけば本質的な生産性向上につながるのか、その具体的な道筋は依然として不明瞭であった。これが本活動の出発点となる課題認識である。

行政における従来のシステム導入では、要件を固め、計画を立て、時間をかけて開発し、導入するというアプローチが一般的であった。しかし、技術の進化が著しく速く、かつ現場の課題自体も変化していく現在の状況下において、このアプローチでは課題と技術の最適な適合を実現することは困難であると考えられる。

そこで本活動では、小さく素早く試し、フィードバックを得て、改善を繰り返す段階的アプローチこそが有効であるという仮説を立てた。プロトタイプを用いた概念実証 (Proof of Concept、以下「PoC」という。)<sup>2</sup>を繰り返し実施することで、課題に対してより適切な解決策を段階的に見出していくアプローチである。

この仮説には二つの側面がある。

一つは課題の側面である。機能や見た目が完成品の水準に達していなくても実際に動作するプロトタイプを早期に現場へ提示することで、言葉だけのヒアリングでは引き出せない具体的なフィードバックを得ることができる。プロトタイプを媒介とした現場との対話を通じてこそ、課題の解像度を高めていくことができるのではないかと考えた。

もう一つは技術の側面である。AI 関連の技術は、出力に揺らぎがあり、その良し悪しも一概には判断しにくいといった、従来の IT 技術とは異なる特性を持っている。そのため、

---

<sup>1</sup> 本報告書では、技術的な区別が必要な場合を除き、LLM も含め「AI」と総称する。

<sup>2</sup> 本格的な開発や導入の前に、小規模な試行を通じてアイデアの実現可能性や有効性を検証すること。

仕様書や技術ドキュメントから得られる知識だけでは、その勘所や適用可能性を把握しにくい。実際に触ってみて、さらに動くものを作ってみて初めて得られる知見があるのではないかと考えた。

これら二つの側面から、外部ベンダーに全面的に依存するのではなく、自らが手を動かしてプロトタイプを作り、現場との対話を重ねることで、表面的な要望の背後にある本質的な課題を捉え、技術の可能性と限界を把握した上で、両者の適合性を正しく評価し、実効性の高い解決策を導出できるのではないかと考えるに至った。

本活動では、この仮説に基づいて大小さまざまな検証を行った。本報告書では、その中から代表的な3つのプロジェクトを取り上げ、検証の過程と結果を報告する。

## 第4章 検証方法

前章で述べた仮説を検証するにあたり、主に二つの活動を並行して推進した。

一つ目は、AI関連の要素技術や最新動向の調査である。仕様書や技術ドキュメントを読むだけでなく、個々の技術を実際に動かして挙動を確かめることで、各技術の特性や限界、行政業務への適用可能性を実践的に把握していった。

二つ目は、得られた知見を活かしたPoCの実施である。現場へのヒアリングを通じて抽出した課題に対し、短期間でプロトタイプを作成し、現場からのフィードバックを得るサイクルを反復していった。

これら二つの活動は、単に並列するものではなく、相互に作用し合いながら深化する関係にある。技術調査で得た知識はPoCの企画・開発に活かされ、PoCを通じて得られた実践知は技術への理解をより一層深める。そして、その学びが次の調査計画や新たなPoCの着想へと還流されていく。このサイクルを高速に回転させることで、課題と技術の双方に対する解像度を高め、解決策の具体性と実効性を段階的に向上させていった。次章で詳述する3つのプロジェクトも、このサイクルの中で発展的につながっている。

## 第5章 実証結果

### 5.1 県庁音声窓口AIによる要素技術統合の検証

実施期間：2025年2月～2025年4月

#### 5.1.1 本プロジェクトに至るまでの状況と課題意識

本PoCの開始に先立ち、広島AIラボ活動初期の2025年1月から、様々なAI関連の要

素技術を個別に学習・検証してきた。主なものとして、LLM、RAG<sup>3</sup>、音声認識<sup>4</sup>、音声合成<sup>5</sup>等が挙げられる。

ただし、この時点での検証は、各技術単体の機能や特性を把握する段階にとどまっていた。各技術で何ができるかは理解できたものの、「実際の業務にどう使えるか」という観点での検証には至っておらず、次のステップとして実際の業務課題を題材とした検証が必要であると感じていた。

そうした中で、これらの要素技術は適切に組み合わせることで、より複雑な業務フローに対応する一つの「アプリケーション」として機能させられるのではないかとこの着想を得た。また、庁内ヒアリングを通じて「本庁舎の総合受付業務」では遠隔からマイクとスピーカーを通じて人が来訪者への案内対応を担っていることを把握しており、この業務が本 PoC の題材として適しているのではないかと考えた。

### 5.1.2 狙いと仮説

上記の着想に基づき、総合受付業務を題材として音声対話型 AI アプリケーションのプロトタイプを開発する PoC を実施することとした。この業務を題材に選んだのは、業務そのものを直ちに改善するためではなく、実際の業務課題に即したプロトタイプを現場に提示し、リアルなフィードバックを獲得するとともに実務への適用可能性を検証することで、技術の可能性と限界を見極めるためであった。

本 PoC では、2つの観点から検証を行う。

一つ目は、要素技術の統合によるアプリケーション構築である。LLM、音声認識、音声合成といった個別の AI 関連技術は、それぞれの入出力自体はシンプルであるが、適切に組み合わせることで、窓口業務における音声対話のような実際の業務課題を解決するアプリケーションを構築できるのではないかとこの仮説を立てた。

二つ目は、AI 支援によるプロトタイプ開発効率の実証である。第 3 章で述べた段階的アプローチの有効性を検証するためには、プロトタイプを高速に開発できる環境が必要で

---

<sup>3</sup> Retrieval-Augmented Generation、検索拡張生成。外部のデータベースから関連情報を検索し、その情報を基に AI が回答を生成する技術。

<sup>4</sup> 人間の音声コンピュータが解析し、テキストに変換する技術。

<sup>5</sup> テキストを人間の声のような音声に変換する技術。

あった。専門的なプログラミングスキルを有していない場合でも、コーディング支援 AI<sup>6</sup>を活用することで、短期間でプロトタイプを開発できるのではないかという仮説を立てた。これが可能であれば、今後の検証活動においても同様のアプローチを適用できると考えた。

### 5.1.3 検証結果

前述の仮説を検証するため、来訪者が来訪先や来訪目的を音声で伝えると、AI が適切な案内先を判断し、音声で回答する窓口案内アプリケーションのプロトタイプを構築した。

開発においては、いきなり音声を統合するのではなく、まずはテキストベースでの対話検証を先行して実施した。AI への指示書（システムプロンプト<sup>7</sup>）について様々な試行錯誤を行い、適切な回答を得るにはどのような指示を与えるべきかを検証した。各課の担当業務情報を外部データベースに格納し、質問に応じて関連情報を検索・取得させる方式も試みたが、指示書の中に情報を箇条書き形式で直接記載する方が、回答精度や挙動の制御しやすさの面で良好であった。結果として、指示の内容を工夫することにより、各課の情報自体は、広島県ホームページに記載されているレベルの簡易な説明を記載するだけで、AI が文脈を理解し、適切な案内を行えることを実証した。

このテキストベースでの検証結果を基盤とし、音声認識や音声合成といった要素技術を統合することで、実際に動作する音声案内 AI のプロトタイプを構築した。①来訪者の質問音声をマイクで聞き取ると、②音声認識により来訪者の質問音声をテキストに変換し、③テキスト化された質問と、各課の情報を含むシステムプロンプトに基づいて LLM が回答テキストを生成し、④音声合成により回答テキストから回答音声を生成し、⑤来訪者に対してスピーカーから回答音声を流す、という流れで各要素技術が関連しながら動作するというものである。本プロトタイプのシステム構成を図 5-1 に、実際の動作画面を図 5-2 に示す。

---

<sup>6</sup> 自然言語を用いた対話形式で、コードの生成や修正等、プログラム開発を補助する AI。

<sup>7</sup> ユーザーの質問や指示（ユーザープロンプト）とは別に、AI の役割や回答方針を事前定義する指示。

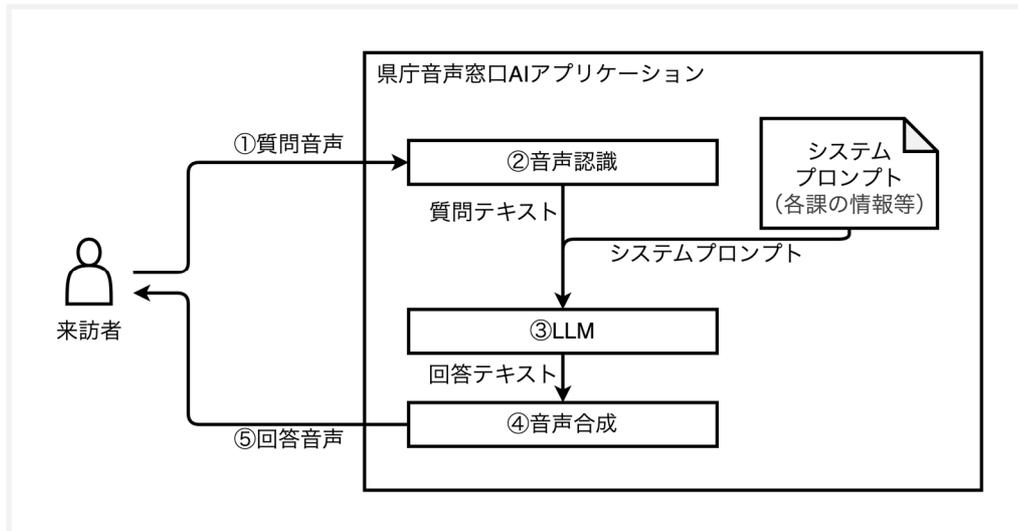


図 5-1<sup>8</sup> 県庁音声窓口 AI アプリケーションのシステム構成<sup>9</sup>



図 5-2<sup>10</sup> 県庁音声窓口 AI の動作画面

<sup>8</sup> 出所：筆者作成

<sup>9</sup> 正確には外部サービスとの連携を行っているが、本図では処理の流れを分かりやすく示すため簡略化している。

<sup>10</sup> 出所：筆者作成

本 PoC の開発を通じて、コーディング支援 AI を活用した開発の有効性も確認できた。自身で設計した構想を AI に伝え、生成されたコードを確認・修正し、また次の指示を出すという対話的なプロセスを繰り返すことで、外部ベンダーに頼ることなく、短期間でプロトタイプを構築することができた。

#### 5.1.4 考察

本 PoC により、個別の AI 関連要素技術を適切に組み合わせることで、実際の業務課題を解決するアプリケーションを構築できることが実証された。それぞれの要素技術は入出力がシンプルであっても、統合することでより複雑な業務フローに対応できる。

また、システムプロンプト (AI への指示) の設計が重要であることが明らかになった。指示の工夫次第で、汎用的な AI を特定用途に特化したアプリケーションとして機能させることができることがわかった。システムプロンプトは自然言語で記述するものであるため、プログラミング等の専門技術を持たない職員でも、システムプロンプトを工夫することで、AI による課題解決アプリケーションの構築を行える可能性を示唆している。

さらに、コーディング支援 AI との協働によるプロトタイプの内製開発を実証できたことで、第 3 章で述べた段階的アプローチを実践するための基盤が整った。

本 PoC で得られた「要素技術統合のノウハウ」と「プロトタイプ開発の手応え」は、より高度な PoC へと繋がる重要な土台となった。

## 5.2 データ利活用 AI チャットボットによる Agentic AI の検証

実施期間：2025 年 5 月～2025 年 9 月

### 5.2.1 本プロジェクトに至るまでの状況と課題意識

「県庁音声窓口 AI」で得られた「要素技術の統合と AI 支援の組み合わせで PoC を回せる」という確かな手応えは、より複雑な課題への挑戦意欲を喚起した。

並行して進めていた技術調査において、生成 AI 技術の新たな潮流を捉えていた。従来 AI は与えられた情報に基づいて回答を生成するものであったが、2024 年末頃から、AI が自ら判断して外部ツールを操作し、能動的にタスクを遂行する技術が急速に発展していた。このような技術特性は「Agentic AI」や「エージェント型 AI」、「自律型 AI」等と呼ばれ、AI が受動的に回答するだけでなく、自律的に行動できるようになったことを意味する。

この Agentic AI の特性は、これまでの庁内ヒアリングで認識していた「データ利活用に関する課題」を解決する機会になり得ると認識した。県庁内には様々なデータが蓄積さ

れているにもかかわらず、十分に活用できていないという課題意識があった。AI が外部ツールを通じてデータを自ら集計できるようになれば、これらのデータをより効果的に活用できる可能性があると考えたためである。一方で、現実の県庁内データの多くは人間による閲覧を前提としたデータ構造で管理されている。セル結合された Excel ファイルといった紙の帳票をそのままデジタル化したような形式が典型であり、「Agentic AI の強みを最大限発揮できない構造なのではないか」という懸念も同時に生じた。

## 5.2.2 狙いと仮説

上記の機会認識と懸念に基づき、本 PoC では以下の順序で 2 段階の仮説検証を行うこととした。

### (1) データ構造の重要性

県庁内のデータ利活用において扱うのは、主に統計情報などの定量的なデータである。5.2.1 で述べたとおり、県庁内の定量データの多くは人間による閲覧を前提とした形式で管理されている。このような形式のデータは、データの集計操作に適した形式とは言えず、LLM に直接データを解釈させようとしても、データを正しく扱えない、処理に余分な負荷や時間がかかる、分析結果が不正確になる等の問題が生じると考えた。そこで、データ集計操作に適した形式に整備した上で、LLM が外部ツールを通じてデータを操作できる Agentic AI 構成とする方が、正確かつ迅速な分析が可能になるのではないかという仮説を立てた。

### (2) アプリケーションの有用性

(1)の仮説が正しければ、Agentic AI を活用したチャットボット形式のアプリケーションを構築することで、実際の業務に役立つ有用性を提供できるのではないかという仮説を立て、検証を行った。

ここでの有用性は、以下の点を想定している。

第一に、チャット形式で対話できることで専門知識を持たない職員でも高度なデータ分析を活用しやすくなること。第二に、分析結果に基づき自動的にグラフ等を用いて可視化することで直感的に理解しやすくなること。さらに発展性として、指定された集計の実行だけでなく、Agentic AI の自律性を活かし、AI が様々な観点から探索的に分析を行うことで、人間だけでは発見が難しい知見を得られる可能性である。

### 5.2.3 検証結果

本検証では、対象データとして公開されている国勢調査データを選定し、データ構造の比較検証とプロトタイプの実装を行った。データの選定理由は、データ量が膨大であること、また実際のEBPM（Evidence-Based Policy Making：証拠に基づく政策立案）への活用を想定した際に、価値ある知見を抽出できるかを検証するのに適していると考えたためである。

#### (1) AIによる分析に適したデータ構造の検証

5.2.2で述べた仮説に基づき、3種類のデータフォーマットを用意して比較検証を行った。

- ①現在公開されているExcelファイル。
- ②そのExcelファイルをPDF化したファイル。
- ③AIが外部ツールを介してデータを操作できるよう、セル結合等を解除し、各行に1件ずつデータが並ぶ表計算しやすい形式に整形してデータベースに格納したもの。

これら3パターンに対し、同一のAI<sup>11</sup>に同様の分析を指示<sup>12</sup>し、結果を比較した。現在公開されているExcel形式のデータフォーマットの例を図5-3に、データ集計操作に適した整形フォーマットの例を図5-4に示す。

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q
1	市区町、人口集中地区、年齢(各歳, 5歳階級)別男女別人口[令和2年(2020)]																
2																	
3																	
4	年齢(各歳) 1)																
5																	
6																	
7																	
8																	
9																	
10																	
11																	
12																	
13																	
14																	
15																	
16																	
17																	
18																	
19																	
20																	
21																	
22																	
23																	
24																	
25																	
	昭和55年 昭和60年 平成2年 平成7年 平成12年 平成17年 平成22年 平成27年 令和2年 +																

図5-3<sup>13</sup> 現在公開されているデータフォーマットの例

<sup>11</sup> 本検証では Claude Desktop 環境にて Claude Sonnet 4.0 を使用

<sup>12</sup> 「～のデータを使って、2010年から2020年の大崎上島町の20代の男女別人口推移を教えてください」と指示。「～」の部分は「添付のExcelファイル」等、それぞれの検証で参照すべきデータを指定。

<sup>13</sup> 出所：広島県「国勢調査 - 統計情報」<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/site/toukei/kokuseicityosa.html>

国勢調査年度	年齢	市町	区	性別	人口
2020	0	広島市	中区	男	494
2020	0	広島市	中区	女	517
2020	0	広島市	東区	男	445
2020	0	広島市	東区	女	423
2020	0	広島市	南区	男	588
2020	0	広島市	南区	女	507
2020	0	広島市	西区	男	741
2020	0	広島市	西区	女	759
2020	0	広島市	安佐南区	男	1129
2020	0	広島市	安佐南区	女	1030
2020	0	広島市	安佐北区	男	375
2020	0	広島市	安佐北区	女	355
2020	0	広島市	安芸区	男	295
2020	0	広島市	安芸区	女	277
2020	0	広島市	佐伯区	男	571
2020	0	広島市	佐伯区	女	562
2020	0	呉市		男	583
2020	0	呉市		女	570

図 5-4<sup>14</sup> データ集計操作に適した整形フォーマットの例

その結果、①Excel ファイルでは、ファイルは読み込んだもののデータを抽出する段階に至らず、集計結果を出力することはできなかった。現在公開されている Excel ファイルは、紙の帳票をそのままデジタル化したような形式であり、セル結合や多段ヘッダ、空白行などが含まれているため、AI がデータ構造を正しく認識できなかったことが原因ではないかと考えられる。

②PDF ファイルでは集計結果の出力はできたものの、結果に誤りが生じていた。原因の一つとして考えられるのは、AI がデータの内容を解析するのではなく、表を画像として見ただけで判断しようとした結果、表の行と列を誤って認識した可能性である。

③表計算しやすい形式に整形してデータベースに格納したものは、AI が素早く正確に集計を行うことができた。

この結果から、AI によるデータ分析においては、AI が扱いやすい形式にデータを整備した上で、外部ツールを介して操作できる構成とすることが有効であることが明らかになった。さらに、(2)のアプリケーション開発に向けた追加検証として、AI が自律的に分析を行えるかを試したところ、ユーザーが具体的な集計方法を指定しなくても、AI が年齢別、地域別、時系列など適切な分析の切り口を自ら選択し、集計・分析を行えることが確認できた。これにより、(2)の仮説検証に進むための土台が整った。

(2025 年 5 月確認)

<sup>14</sup> 出所：広島県「国勢調査 - 統計情報」<https://www.pref.hiroshima.lg.jp/site/toukei/kokuseityosa.html>

(2025 年 5 月確認) を基に筆者作成

## (2) チャットボット型分析インターフェイスの有用性実証

5.2.1 で述べた Agentic AI の仕組みを活用し、LLM が(1)で整備したデータベースを自ら集計できるよう、外部ツールとして利用可能な設計のアプリケーションを構築した。①ユーザーがチャットで入力した質問テキストに応じて、②LLM が自律的にデータベースに対して集計操作を行い、③その結果を受けて LLM が分析し、必要に応じて集計を繰り返した上で、④回答テキストやグラフ等のレポートを生成し、⑤チャット形式で回答やレポートを表示する、という流れで動作する。本プロトタイプシステムの構成を図 5-5 に示す。

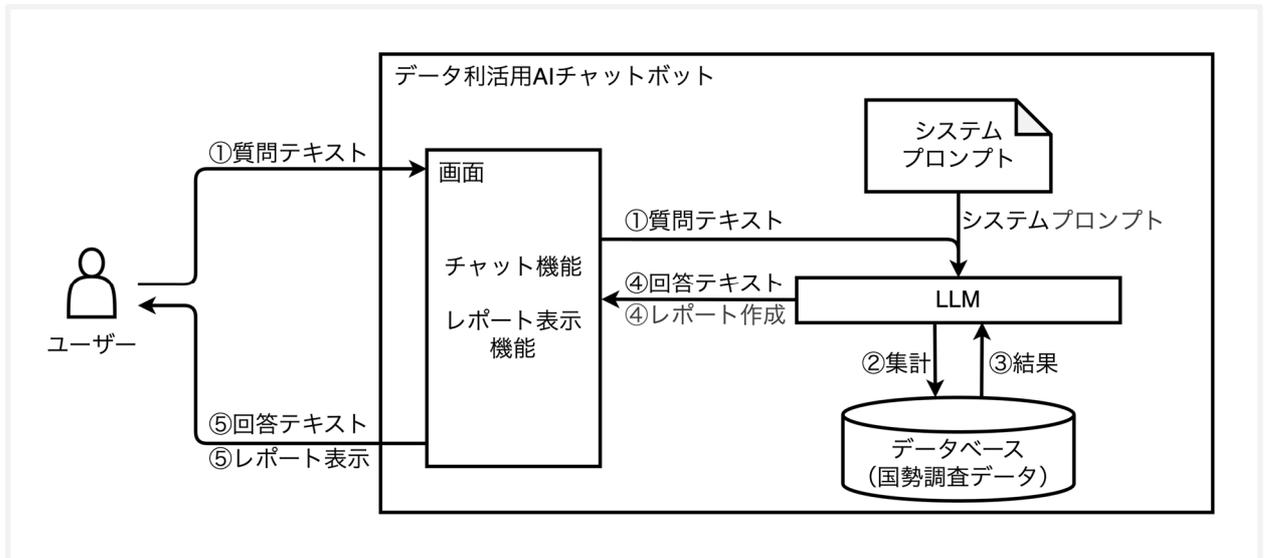


図 5-5<sup>15</sup> データ利活用 AI チャットボットのシステム構成<sup>16</sup>

これにより、5.2.2 で想定した有用性が確認された。

第一に、従来であればデータベースの操作や統計分析の専門知識が必要であった高度なデータ分析を、自然言語で質問するだけで実行できるようになった。例えば「広島市の年齢層別人口を教えて」と質問すると、AI が各年齢の人口データを 10 歳ごとに集計して取得し、グラフとして表示するという一連の処理を自律的に実行する。ユーザーは集計単位や表示形式を細かく指定する必要はなく、AI が質問の意図を解釈して適切な方法を自ら判断するため、事前に想定されていない多様な質問にも柔軟に対応できる。これは事前に用意された回答を検索して返す仕組みとは異なり、Agentic AI の特性を活用した設計により

<sup>15</sup> 出所：筆者作成

<sup>16</sup> 正確には外部サービスとの連携を行っているが、本図では処理の流れを分かりやすく示すため簡略化している。

実現している。

第二に、分析結果がグラフやレポートとして可視化されることで、直感的に理解しやすい形で情報を得られるようになった。従来であれば、データを集計した後に別途グラフ作成等の作業を行って可視化する必要があったが、本アプリケーションでは AI が質問の内容に応じて最適な表示形式を自ら選択し、集計から可視化までを一貫して行う。表示形式の選択は、棒グラフや円グラフといった一般的なグラフの種類にとどまらず、データの性質に応じて人口ピラミッドのような専門的な表現形式を採用することもできる。

これらにより、専門スキルを持たない職員でも分析業務を効率的に行える可能性が示された。実際に、作成したアプリケーションを用いて職員にデモンストレーションを行ったところ、非常にポジティブな反応が得られた。

図 5-6 は、ユーザーの明示的な指示に基づいてデータを可視化した例である。指定された条件でデータを抽出し、人口ピラミッドとして描画している。図 5-7 は、AI が自律的に分析を行い、その結果をレポートとして出力した例である。ユーザーは大まかな分析の方向性を指示するだけで、AI が適切な切り口を選択し、グラフを含むレポートを生成している。

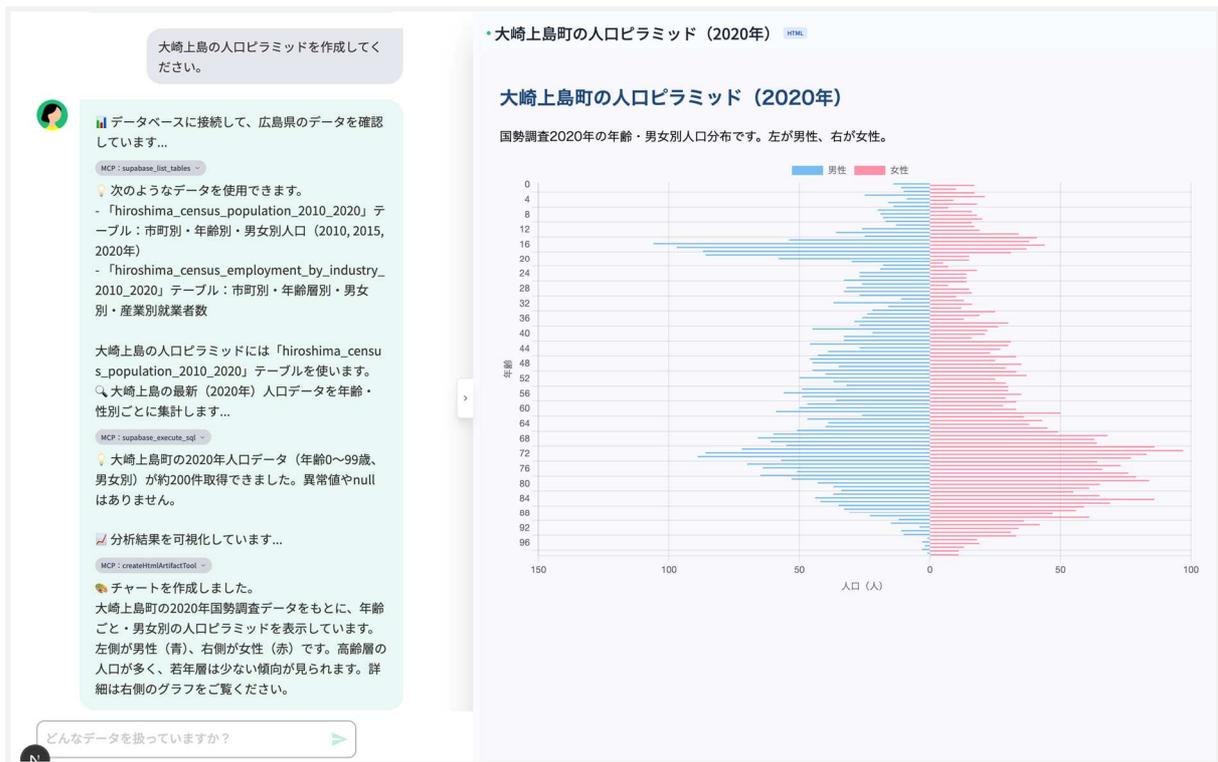


図 5-6<sup>17</sup> 明示的な指示に基づくデータ可視化の例



図 5-7<sup>18</sup> AI による自律的分析レポートの例

<sup>17</sup> 出所：筆者作成

<sup>18</sup> 出所：筆者作成

ただし、5.2.2で発展的な仮説として掲げた「人間だけでは発見が難しい知見を得られる可能性」については、今回の検証では明確な成果を得るには至らなかった。AIが様々な観点から自律的に集計・分析を行い、レポートとして出力する仕組み自体は構築できたものの、出力された分析結果は人間が想定しうる範囲内のものであり、新たな発見と呼べるようなインサイトの抽出には至らなかった。これは、分析の切り口を発想する能力など、現時点でのLLMの性能的な限界によるものと考えられる。

#### 5.2.4 考察

本PoCから得られた学びの一つは、AIによるデータ分析においては「データの持ち方」が重要であるという点である。現在公開されているデータの多くは、紙の帳票をそのままデジタル化した形式であり、AIが扱いやすい構造にはなっていない。今後の県庁内におけるデータ管理においては、従来の「人間による閲覧」を前提とした管理から、「機械（AI）による分析」を前提とした構造への移行を視野に入れる必要がある。

また、Agentic AIの特性を活かし、AIが外部ツールを自律的に操作できる設計としたことで、事前に想定されていない多様な質問にも柔軟に対応できるアプリケーションを構築できた。このことは、AIに渡す情報（指示やツール）を適切に設計することで、現実の業務課題により適合したAIアプリケーションを構築できる可能性を示している。

本PoCは、5.1の音声窓口AIと比較して、より多くの職員の実務に近い領域での検証となった。デモンストレーションで得られたポジティブな反応は、実際の業務における生産性向上の可能性を裏付けるものであり、段階的アプローチが有効であることへの確信を深める結果となり、この方向性を継続することで、県庁内の具体的な価値創出に寄与できるという手応えを得た。

また、本PoCの成果は2025年9月時点の技術基盤を前提としたものである。人間だけでは発見が難しい知見をAIが抽出するという可能性については、今後のLLMの性能向上により実現されることも期待できる。本報告書の執筆時点では、当時の最新モデルよりも性能が高いLLMが多数存在している。特定の結論に固執するのではなく、技術トレンドを継続的に注視し、新たな可能性を柔軟に取り込んでいく姿勢が重要だと考えている。

## 5.3 県庁内利用を想定した生成 AI アプリケーション開発プラットフォームの構築

実施期間：2025 年 9 月～現在

### 5.3.1 本プロジェクトに至るまでの状況と課題意識

これまでの検証や技術調査を通じ、培った知見を実践へ移していくことで県庁内の業務効率化に具体的に寄与できるという手応えを感じていた。また、今後の活動に活かすべき重要な学びも得られていた。一つは、AI 活用の勘所として、システムプロンプトの工夫とデータ整備、そして AI が利用可能な外部ツールの適切な設計が、AI の価値を引き出す鍵となるという点である。加えて、AI 関連技術の進化速度が当初の認識以上に激しく、現時点で最適と思われる活用案も、数か月後には陳腐化してしまう可能性が非常に高いことを身をもって体感していた。他の IT 技術と比較して桁違いの速さで進化・淘汰が進んでおり、最初から仕様を固めすぎず、新たな技術や機能を適時柔軟に取り込んでいくアプローチの重要性を強く認識するに至った。

一方、並行して行ってきた県庁内へのヒアリングを通じ、実際の現場には「AI を使って解決したい具体的な課題」や「業務効率化のアイデア」が既に数多く存在していることを把握した。しかし、広島県庁にて当時導入されていた文章生成 AI システムは、一部の庁内情報を参照可能な機能は有していたものの、汎用的な AI チャットアプリケーションの域を出ておらず、特定の業務フローや複雑なニーズに適合した AI 活用は困難である。

そのような状況の中、視覚的な操作によりプログラミング不要で AI アプリケーションを構築できるプラットフォーム「Dify」の可能性を探索することとした。

### 5.3.2 狙いと仮説

Dify の可能性検討に対し、これまでの活動を通じて蓄積してきた様々な知見を総合的に活かすとともに、単なるツールの導入を目的化せず、実際の現場課題を解決し、本質的な価値創出を実現するプロジェクトへと昇華させたいと考えた。

この目的を達成するためには、技術の進化速度の激しさと陳腐化のリスクを踏まえ、いきなり全庁的な本番環境を構築するのではなく、試作・検証、評価、改善を繰り返す「段階的アプローチ」が本プロジェクトにおいても有効であるという仮説を立てた。まずは小さく始め、柔軟に適用範囲を拡大していくアプローチこそが、変化の激しい AI 導入における最適解であると考えた。

### 5.3.3 現在の取組の成果とこれからの展望

現在、段階的アプローチを実践しながら環境構築と検証を推進している。まず手元の環境で公開データ等を用いて構築を行い、操作感や有用性を迅速に評価する。次に検証用クラウド環境で一部の職員に利用してもらい、実際のフィードバックを収集する。最終的には本番相当のクラウド環境で庁内データを活用し、より現場のニーズに即したアプリケーション構築と評価を行い、得られた知見に基づいて計画を修正しながら進めていく方針である。

本報告書執筆時点では、検証用クラウド環境の構築・運用を自ら行い、運用面でのリスクやコスト、プラットフォームの有効性の評価を実施している。この環境上で、職員ヒアリングに基づくアプリケーションの試作とフィードバック収集のサイクルを高速に回すことで、現場業務に適合するアプリケーション要件の検証を進めている。

一例として、5.2で検証した Agentic AI の仕組みを適用し、質問に対して AI が自律的に過去の議会議事録や直近の施策から適切な情報を参照し回答を生成するアプリケーションを試作した。この過程で、現場からのフィードバックを取り入れながら改善を重ねた結果、「実務に使える」という評価を得られる水準に到達した。

本取組における現時点の成果は、特定のアプリケーションが完成したこと以上に、現場の声を聞きながら改善を繰り返すプロセスを通じて、真に価値あるソリューションが形作られることが実証されつつある点にある。また、従来であれば外部ベンダーに委託していた環境構築や保守、運用についても、自らの手で段階的に進め、その過程で得られた知見を内部に蓄積できている点も重要な成果である。

今後の展望としては、この検証結果を踏まえ、引き続き段階的アプローチで適用範囲を徐々に拡張し、県庁全体にわたって具体的な価値創出に寄与するプラットフォーム構築を実現することを目指す。また、環境整備と並行して、情報職や DX 関連部署を中心とした職員向けにアプリケーション構築ワークショップ等を企画・開催し、現場主導で課題解決アプリケーションを作成・活用できる体制の構築を図っていく。

## 第6章 考察・提言

本章では、3つのプロジェクトをはじめとする本年度の広島 AI ラボ員としての活動を通じて得られた成果をまとめ、今後の県庁における AI 活用に向けた提言を述べる。

## 6.1 成果と学び

第3章で述べた段階的アプローチの有効性は、各プロジェクトを通じて実証された。机上の検討だけでは見えなかった真の課題や改善点が、実際に動くものを前にした現場との対話を通じて次々と明らかになった。このアプローチは、どのような形で活用するのが適切か事前には分かりにくい AI 活用において、リスクを抑えながら本質的な価値に到達するための有効な手段であることが確認できた。

また、活動を通じて AI 活用の勘所を多くつかむことができた。AI への指示の与え方であるシステムプロンプトの設計を工夫することで出力の品質は大きく向上し、また外部ツールやデータを適切に利用できるように設計しておくことが活用の鍵となることを実感した。

さらに重要な気づきとして、AI の特性や限界を理解した上で、表面的な要望の背後にある本質的な課題を捉え、AI で解決可能な形に落とし込むことこそが、AI 活用による価値創出の鍵となるという点が挙げられる。この部分を外部に委ねてしまうと現場の実情に即した価値創出は難しい。現場職員が AI の可能性を理解し課題と結びつけて考える機会を増やすとともに、現場主導で AI 活用策の企画・構築を進め、内製化を図っていくことの重要性を強く認識した。

加えて、技術動向の調査を続ける中で、数か月前には困難だったことがその後可能になるなど、AI 関連技術の進化速度の激しさも痛感した。これほど短期間で状況が大きく変わり得る領域では、最初から仕様を固めすぎず、新たな技術を柔軟に取り込んでいくアプローチが不可欠である。事前に仕様を固定し、時間をかけて開発・導入する従来型のプロセスは、AI 活用とは相性が悪いことが示唆された。

本活動のもう一つの成果として、庁内外への波及効果が挙げられる。庁内ヒアリングやデモを通じて、「自分たちの業務も AI で変えられるかもしれない」という前向きな反応が見られるようになった。また、本報告書では詳述しなかったが、県内市町との意見交換会も実施しており、意見交換会をきっかけに職員が自発的に AI 活用を始めるようになった事例も生まれた。これらの経験から、広島 AI ラボが「AI 活用を促進する触媒」として機能し得る可能性を感じている。

## 6.2 提言

これらの学びを踏まえ、今後の県庁における AI 活用に向けた提言を述べる。

まず組織・文化面について、AI 技術の導入・活用にあたり、本活動で有効性が確認された段階的アプローチ、すなわち「小さく試し、フィードバックを得て、改善を繰り返す」

というアプローチを、組織全体の標準的な行動様式として定着させることが重要である。完璧な計画を立ててから動くのではなく、「まず小さく試してみる」という姿勢を組織として許容し、奨励する文化の醸成が求められる。

次に人材・体制面について、外部ベンダーへの依存から脱却し、県庁内で主体的に AI 活用を推進できる体制を整えることが重要である。現場職員が AI の可能性を理解し課題と結びつけて考える機会を増やすとともに、職員自らが手を動かしながら企画・構築を担い、内製化を進めていくことが求められる。また、内製化を支える体制として、現場職員と一緒に課題を考え、取組を後押しする広島 AI ラボのような「触媒」機能の継続・強化も求められる。

また、導入や検証を取り巻く環境・手続きについて、現状では検証段階であっても厳格な調達・契約プロセスが求められ、開発に必要なソフトウェアやサービスへのアクセスも制限されているため、検証を始めるまでに多くの手続きと時間を要する。クラウドサービス等の利用にあたってのセキュリティチェックにおいても、ISO 認証などの画一的な基準による判断が中心となっており、認証取得が追いついていない新しい技術・サービスへの対応が困難な状況にある。

変化の激しい AI 領域においては迅速な検証と柔軟な方向転換が不可欠であり、いずれの面においても、現行の運用のままでは機会損失にとどまらず、実際に予算や時間、工数をかけて行った施策が価値に繋がらない結果となってしまうリスクが大きい。

行政機関として契約やセキュリティ担保のための厳格なプロセスが重要であることは言うまでもないが、守りと攻めのバランスを考慮した柔軟な運用や、試行的な取組を行いやすい環境の整備も検討すべきである。具体的には、検証目的に限った調達・契約プロセスの簡素化や、一定の情報セキュリティリテラシーを有する職員と取り扱う情報を限定して制限を緩和する「県庁内サンドボックス」といったアプローチ、また新しい技術・サービスに対して本質的なリスク評価に基づく個別判断を行える仕組みの整備などが考えられる。

こうした取組は県庁職員の生産性向上に資するものであり、ひいては行政サービスの質の向上として県民の皆様が届く価値へと繋がっていく。引き続き丁寧な説明と着実な成果の積み重ねを通じて、理解を得られるよう努めていきたい。

本年度の活動は、小規模な実証実験からのスタートであったが、その過程で得られた「自ら考え、手を動かし、課題解決に挑む」という姿勢は、少しずつ庁内に芽生え始めている。この変革の端緒を絶やすことなく、組織全体へと波及させることが、広島県庁が自らイノベーションの原動力となり、未来を切り拓く鍵となる。

不確実な時代において、県庁組織自身が変化の主体となり、テクノロジーと共創する新たな行政の姿を構築していくことが求められている。広島 AI ラボとして引き続き、その先導役としての責務を果たしていきたい。

## 参考文献

独立行政法人情報処理推進機構（2025）『DX 動向 2025』

<https://www.ipa.go.jp/digital/chousa/dx-trend/dx-trend-2025.html>（2025年11月確認）

# 進路支援における AI 活用の可能性

広島 AI ラボ 森永 雄一郎

# 目次

第1章 目的	101
第2章 背景	101
2.1 社会的背景	101
2.2 技術的背景	102
第3章 仮説の提示	104
3.1 仮説	104
3.2 生成 AI を用いる理由と技術的な特徴	104
第4章 探究手法	105
4.1 プロトタイプの作成手法	105
4.2 プロトタイプの構成	105
4.3 検証の観点	109
第5章 実証結果	109
5.1 平易な表現の有効性	109
5.2 適切な研究室情報の提示	109
5.3 興味関心の違いに応じた出力の傾向	110
第6章 考察・提言	112
6.1 生成 AI の可能性	112
6.2 生成 AI 活用における課題	113
6.3 生成 AI だけでは扱いきれない領域	113
6.4 提言と今後の検討課題	113
参考文献	114

## 第1章 目的

本報告書は、高校から大学への進路選択において、生徒が偏差値や合格可能性といった外形的な指標だけに依拠するのではなく、自らの興味関心に基づいた進路の選択が可能となるよう、生成 AI の活用可能性を検討することを目的とする。

文献調査から、やりたいことが見つからず進路選択に迷う生徒が一定数存在すること、また、入試制度の多様化や業務の多忙化により、教師が生徒一人ひとりと十分に向き合うための時間の確保が難しい状況が示唆される。そのため、生徒が興味関心を十分に言語化できないまま、偏差値などの外形的な指標に頼らざるを得ない状況が生じている可能性があると考えた。

生成 AI は、利用者が入力した断片的なキーワードや文章を手掛かりに、関連する概念や学問分野を広く提示することが可能である。本報告書では、生成 AI を用いた進路支援プロトタイプを作成を通じて、こうした生成 AI の特性を活かし、生徒の曖昧な関心を起点として、関連する学問分野や研究テーマ、大学の研究室情報等を提示できるかを確認する。特に、進路検討の初期段階において、関心や判断軸が十分に言語化されていない生徒が進路選択の材料を得るケースを想定し、生徒の入力に対してどのような情報が提示されるかを整理する。

## 第2章 背景

本章では、本探求活動における社会的および技術的な背景を述べる。

### 2.1 社会的背景

高校から大学への進路選択については、教師・生徒のそれぞれが異なる不安や制約を抱えていることが既存の文献等から示されている。本節では、文献調査にもとづき、その現状を整理する。

まず、教師について、2017年に実施された調査では、全日制高校の進路指導主事のうち91.9%が、進路指導を「難しい」と感じていると回答している（リクルート進学総研，2017：1）。同調査では、進路指導が難しいと感じられる要因として、「入試制度の多様化」や「進路指導を行うための時間の不足」が大きな課題として挙げられている。

また、2024年に実施された別の調査においても、進路指導上の課題として「入学者選抜の多様化」（62%）や「進路指導に割ける時間の不足」（60%）が上位に挙げられている（リクルート進学総研，2024：1）。調査年は異なるものの、入試制度の多様化と業務の多忙が重なり、生徒一人ひとりの進路選択に向き合うための時間の確保が難しい状況がうかがえる。

次に、生徒については、進路選択に関する気がかり（複数回答）として、「学力が足りないかもしれない」（57%）が最も多く、次いで「やりたいことが見つからない・わからない」（36%）、「自分に合っているものがわからない」（35%）が挙げられている。これら上位項目の割合を図2-1に示す。また、進路を考えるときの気持ちを尋ねた設問では、「不安」と答えた生徒が約7割を占める。あわせて、将来について「何らかの気がかりがある」と答えた生徒も同程度の割合となっている。（リクルート進学総研・全国高等学校PTA連合会，

2024：34-36)。これらの結果から、生徒がやりたいことが見つからないといった内面的な迷いや戸惑いを抱えたまま、進路を選択している状況がうかがえる。

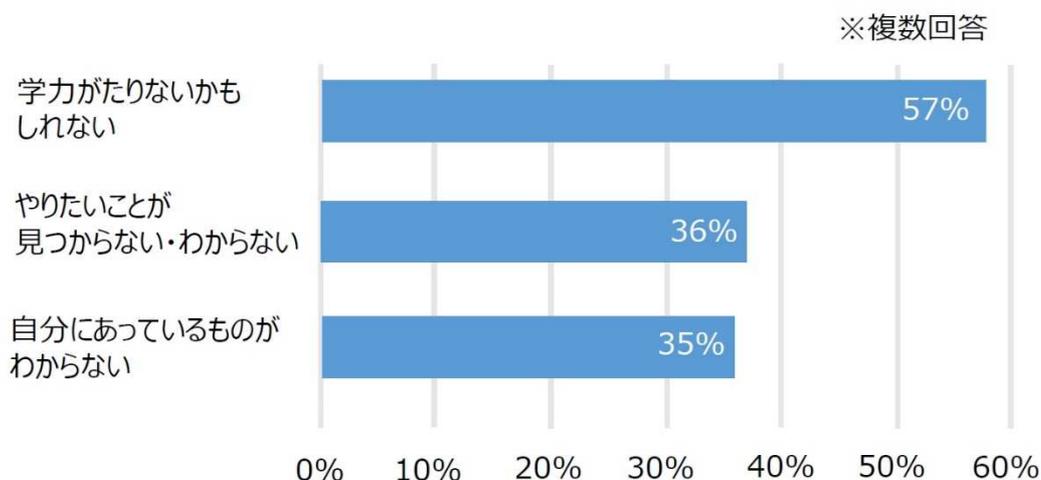


図 2-1 進路選択に関する気がかり（上位 3 項目・複数回答）

出典：リクルート進学総研・全国高等学校 PTA 連合会（2024）掲載データ（pp.35）をもとに筆者作成

これらのことから、生徒には、丁寧な対話を通じて関心領域を見だし、それを進路につなげていく支援が求められるのではないかと考えられる。一方で、教師が生徒に割ける時間には限りがあるため、こうした支援を十分に行いにくい状況であることも考えられる。

こうした背景を踏まえると、生徒がある程度自律的に自らの関心や方向性を具体化し、そのような関心事項に基づいた進路選択ができるように支援することが重要であると推測できる。

## 2.2 技術的背景

近年、教育分野においても生成 AI を活用したサービスが民間企業を中心に多数登場している。なお、ここでいう AI（Artificial Intelligence：人工知能）は、一般にコンピュータによる知的な振る舞いを実現する技術全般を指し、生成 AI は AI の一種である。従来型 AI が入力データにもとづく予測を行うのに対して、生成 AI は、入力にもとづき文章等の新しい創造物（コンテンツ等）を生成する（独立行政法人情報処理推進機構，2024：13）。

具体的には、従来型 AI は、過去のデータにもとづいて「正解がある問い」に答えるのが得意である。たとえば、犬と猫の写真を見分ける画像認識や、受信したメールを迷惑メールかどうか判別するスパムフィルターのように、「これは犬です」「これは迷惑メールです」といった分類や予測に適している。

一方、生成 AI は「正解が決まっていない問い」に対しても、文章や画像などの新しい表現を生成できる。例えば「犬と猫、どちらが飼いやすい？」という質問に対しても、「生活スタイルによって向き不向きがある」「散歩が必要かどうかも違いになる」など、複数の観点から情報を整理し、わかりやすく説明することができる。このように生成 AI は、情報の

整理・表現や、人との自然な対話形式で応答を生成できる技術である。また、生成 AI は、検索と組み合わせて使うことで、入力されたあいまいな文章からその人の関心や考えていることをくみ取り、それに合った言葉や調べる視点を補うことが可能である。さらに、見つけた情報をただ並べるのではなく、「この部分があなたの関心に関係していそうです」や「他と比べて、ここが違いになります」といったように、関係や違いをわかりやすく整理して伝えることができる。

ただし、生成 AI には「ハルシネーション（幻覚）」と呼ばれる、事実と異なる内容を、もっともらしい文章として出力する特性がある。例えば、生成 AI に特定のテーマに関する情報を尋ねた際、事実と異なる情報が回答に含まれるようなケースが想定される。文章は自然で説得力があるため、読み手が誤りに気づかないまま受け取ってしまうおそれがある。このように、生成 AI は見た目には整った説明を行う一方で、内容の正確性が常に保証されるわけではないため、出力の正しさを確認しながら扱うことが求められる。

教育分野における、生成 AI を活用した民間のサービスは主に、①学習を支援するもの、②事務作業を効率化するもの、③進路を支援するもの、の3つの方向性に分けて捉えることができる。

一つ目に、①学習支援の領域では、生徒が個人で利用する学習サービスを中心に、学習者の理解状況や解答傾向に応じて学習内容や演習を出し分ける機能（個別最適化）に加え、生成 AI との対話を通じて解法や考え方の整理を促す機能（対話型学習）を備えたサービスが登場している。代表例として、ベネッセの「√Route 大学受験<sup>1</sup>」が挙げられる。

二つ目に、②事務作業の効率化に関わる領域では、教師の校務を対象として、通知文や校内文書のたたき台作成、要約、言い換え、授業準備に伴う資料作成（スライド作成等）を支援するなど、事務作業の効率化を目的とした生成 AI サービスが登場している。代表例として、「スタディポケット for TEACHER<sup>2</sup>」が挙げられる。

三つ目に、③進路を支援する領域では、生成 AI との対話を通じて経験の棚卸しや言語化を促し、志望理由書等の文章作成を支援する機能を備えたサービスが見られる。生徒が生成 AI の助言や校正を踏まえて文章を整えたうえで教師が確認することが前提であり、教師の添削負担の軽減につながる設計である。代表例として、「NOLTY スコラ 副担任 mirAI<sup>3</sup>」が挙げられる。

①学習支援、②校務支援の領域では、すでに一定の導入が進んでいる。③進路支援についても、志望理由書の作成支援など、特定の用途では導入が進んでいるが、生徒の関心を

---

<sup>1</sup> 株式会社ベネッセコーポレーション『√Route 大学受験』

<https://route.benesse.co.jp/kou>

<sup>2</sup> スタディポケット株式会社『スタディポケット for TEACHER』

<https://studypocket.ai/company-overview>

<sup>3</sup> NOLTY プランナーズ『副担任 mirAI』NOLTY プランナーズ

<https://www.noltyplanners.co.jp/schola/fmirai/lp/>

広げ、学問分野や研究テーマと接続するような「探索的な支援」を行うサービスは、現時点では普及が限定的である。

### 第3章 仮説の提示

本章では、本探求活動における仮説を述べる。

#### 3.1 仮説

2.1 で示したとおり、高校の進路検討では、生徒が「やりたいことがわからない」といった不安を抱える一方で、教師側も制度対応や業務負担により、個別に生徒と対話する時間を十分に確保しにくい状況がある。こうした状況において、生徒の曖昧な興味関心を学部・学科選択や大学での学びに結び付けるための支援は、進路選択の重要な課題の一つである。

一方で、生成 AI を使った進路支援のうち、志望理由書の作成など決まった作業における支援は進んでいるものの、生徒の関心を広げて学問や研究とつなげるような「探索的な支援」は、まだ一般的な形として定着していない。そこで本探究では、生成 AI と検索を組み合わせた支援が、実際にどの程度有効であるか確かめるため、次の仮説を立てた。

「生成 AI による対話と、外部情報の検索により、生徒が持つ曖昧な興味関心から、関連する学問分野や研究テーマ、大学の研究室情報等を提示できる。その結果、生徒が自力では気づきにくかった分野やキーワードに触れる機会を増やし、進路の選択肢として考えられる範囲を広げるのではないか。」

#### 3.2 生成 AI を用いる理由と技術的な特徴

生成 AI は、次のような点で生徒が自力では気づきにくかった分野やキーワードに触れる機会を増やす可能性があると考えた。

1. 曖昧な自然文から意味を推定し、関連概念を広げられる
2. 外部情報を進路検討の文脈に合わせて再構成できる

まず 1. について、生成 AI は、例えば「テニスラケットを作りたい」などの平易な興味関心を示す文章を受け取り、素材、振動、空気抵抗などの関連キーワードや、材料工学、流体力学といった学問分野名を推定できる。キーワードの一致を前提とする通常の Web 検索と比べて、言語化できていない興味を補完し、広げられる可能性がある。

次に 2. について、生成 AI は、推測された分野名やキーワードをもとに、大学の公式サイトや研究室紹介ページなどの外部情報を検索し、提示することができる。また、検索結果の一覧をそのまま提示するのではなく、「あなたの興味から考えると、〇〇のような研究テーマが関連している」や、「この研究室では〇〇に関する研究が行われている」といったように、生徒の興味と大学での学びとの関係を説明することが可能になる。

このように、生成 AI は、興味がまだ曖昧な段階の生徒に対して、興味の言語化と関連分野の探索を支援する可能性を持つと考えられる。従来の Web 検索が、キーワードから関連

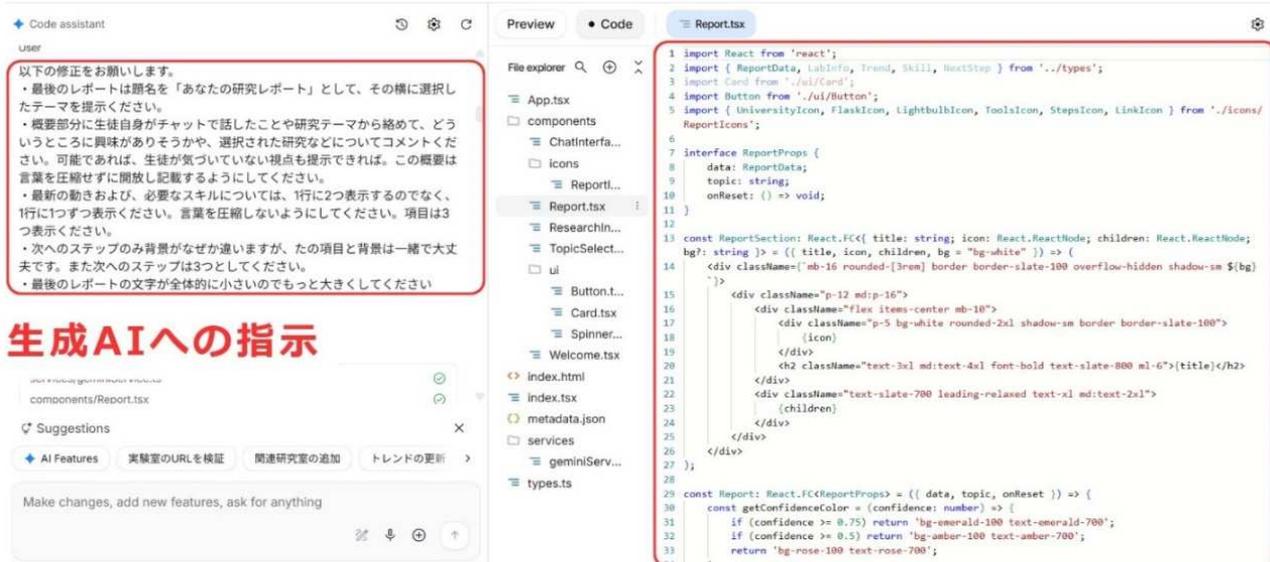
情報を集める手段であるとするれば、生成 AI との対話は、まだ覚知できていない興味と一緒に探り、外在化する手段として機能する可能性があると考えられる。

## 第 4 章 探究手法

3.1 で示した仮説を確認するため、生成 AI と Web 検索を組み合わせた進路支援プロトタイプを試作し、入出力の確認を行った。

### 4.1 プロトタイプの作成手法

本プロトタイプの作成には、Google が提供する開発環境「Google AI Studio」を活用した。Google AI Studio は、生成 AI モデル「Gemini」を用いて対話型のアプリケーションを構築・検証できるプラットフォームであり、Web ブラウザ上で指示を入力しながら試作を進めることができる。特に本プロトタイプでは、Google AI Studio の「Build」機能を使用した。Build 機能では、入力した指示文に基づき、生成 AI がコードを生成し、アプリケーションを構築する仕組みとなっている。画面イメージを図 4-1 に示す。



### 生成されたコード

図 4-1 「Google AI Studio」の Build 機能を使用したコード生成

出典: Google AI Studio 出力結果より抜粋(筆者による注釈あり)

### 4.2 プロトタイプの構成

プロトタイプの構成を図 4-2「システム構成図」に示す。まず、生徒が興味関心を入力すると、生成 AI が入力内容にもとづき研究テーマの候補を生成する。次に、生徒が候補の中からテーマを選択し、選択したテーマを手掛かりとして大学・研究室 Web サイト等を検索し、関連する研究室情報を提示する。

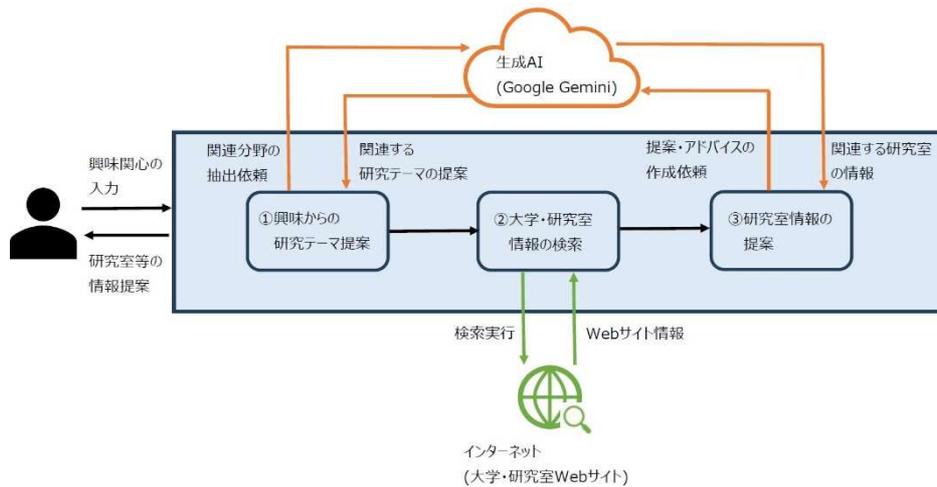


図 4-2 「システム構成図」

出典:筆者作成

以下に、各画面での操作内容と、そこで使用した生成 AI への指示文を示す。

まず、図 4-3 は、ユーザーが自身の興味や関心を自由記述で入力する画面である。この入力内容をもとに、生成 AI がチャット形式で追加の質問を行い、研究テーマの提案に必要な情報を引き出すよう設計されている。こうした対話を実現するための指示文は、図 4-4 に示す。



図 4-3 「興味関心の入力」

出典:プロトタイプの実出力結果の抜粋

あなたは、高校生の進路選択を優しくサポートするAIアドバイザーです。  
あなたの役割は、対話を通じて以下の3つの情報を1つずつ順番に聞き出すことです。

【聞き出したい3つのポイント】

1. 好きな教科や、個人的に気になって調べていること。
2. 大学での過ごし方の理想（例：研究を深めたい、みんなで協力したい、一人で調べたいなど）。
3. 大学全般に対する希望（地域、国公立/私立、雰囲気など）。

【対話のルール】

- 生徒が答えてくれたら、まずはその内容に対して「素敵ですね!」「なるほど!」と具体的にお礼や肯定の言葉を伝えてください。
- その後、自然な流れで次の質問へ進んでください。
- 一度に複数の質問をせず、1つずつ対話することを徹底してください。
- 3つの情報がすべて揃い、十分な情報が聞き出せたと確信したら、最後に温かいエールを送りつつ isComplete を true にしてください。
- 高校生が話しやすいよう、柔らかい敬語や親しみやすい表現（「～だね!」「～かな?」など）を使ってください。返答は必ず指定されたJSON形式で行ってください。

図 4-4 「対話に関する生成 AI への指示文」  
出典:筆者作成(指示文は一部生成 AI により生成)

次に、図 4-5 は、対話で得られた情報を手がかりとして、生成 AI が複数の研究テーマ案を提示する画面である。提示内容が高校生にも理解できること、また比較検討がしやすい形式になっていることを重視しており、図 4-6 のようなルールを指定している。



図 4-5 「研究テーマの提示」  
出典:プロトタイプの実出力結果の抜粋

以下の抽出された生徒情報から、興味を要約し、日本の大学で探求できそうな研究テーマを5つ提案してください。

【重要：表現ルール】

- 高校生が一読で意味が分かる言葉にする（難しい専門用語・英語・略語はできるだけ使わない）。
- どうしても必要な専門用語は、かんたんな日本語を先に書き、専門用語はカッコで補足する。例：「形を自動で考える設計（トポロジー最適化）」
- 各テーマは1行、30文字以内を目安に短くする。
- 「～を用いた」「～による最適化」「自動生成」など硬い言い回しを避ける。

図 4-6 「研究テーマの提示に関する生成 AI への指示文」

出典:筆者作成(指示文の内容は一部生成 AI により生成)

最後に、図 4-7 は、選択された研究テーマにもとづいて、関連する大学の研究室情報を提示する画面である。ここでは、単に情報を検索・表示するだけでなく、入力された興味関心と研究領域との接点を言語化し、比較検討の手がかりとなる観点を提示するようにしている。



図 4-7 「研究室の提示」

出典:プロトタイプの実出力結果の抜粋

### 4.3 検証の観点

次の点に着目してプロトタイプの入出力を確認した。

1. 平易な表現で興味関心を表した文章（例：「テニスラケットを作りたい」）を入力したときに、生成 AI が関連するキーワード、研究テーマ案をどのように提示できるか。
2. 提示された研究テーマやキーワードを手掛かりに、大学・研究室 Web サイト等から関連情報を検索し、研究室情報をどのような形で整理・提示できるか。
3. 興味関心の違いによって、提案される研究テーマや研究室情報の具体性や分かりやすさに差が生じないかを確認した。

これらの観点にもとづき、プロトタイプの入出力を記録し、出力の傾向、妥当性および限界を検討した。具体的な事例と結果については第 5 章で述べる。

## 第 5 章 実証結果

本章では、第 4 章で示したプロトタイプを用い、生成 AI による対話と検索を通じて、入力された興味・関心に対してどのような情報提示が行われるかを確認した結果を整理する。第 4.3 節で示した観点にもとづき、代表的な入力例として「テニスラケットを作りたい」を用いた結果を中心に、加えて「動物が好き」を入力した場合の結果も記録し、出力の傾向および限界を検討した。

### 5.1 平易な表現の有効性

図 4-3 に示す出力例では、「テニスラケットをつくりたい」という入力に対して、生成 AI は「素材の研究やデザイン、物理的な仕組みなど、いろんなことが学べそうでワクワクするね」と共感を示しながら、次の質問（大学での過ごし方）へ自然につながっている。このように、一問一答形式では得られにくい興味関心の深掘りが、生成 AI との対話により実現されている。

さらに、生成 AI は入力内容を手掛かりに、研究テーマ案を図 4-5 のとおり、複数提示した。研究テーマ案は短文の箇条書きで理解が容易であり、また、個々のテーマの差異が比較しやすい形式で整理されていた。

### 5.2 適切な研究室情報の提示

図 4-7 は、研究室情報の提示例である。生成 AI は、選択されたテーマと関連する研究領域（例：スポーツ工学、バイオメカニクス、センサー工学等）に言及しながら、関連する研究室情報を複数候補として提示した。提示内容には、研究室名等の基本情報だけでなく、研究内容の要点や、入力された関心との接点（どの点が結びつくか）の説明が含まれており、単なる検索結果の列挙よりも興味関心と関連づけた説明として整理される傾向が確認された。一方で、研究室情報の URL 提示については、一部に実際には存在しないページへのリンクが含まれているケースが見られた。具体的には、提示された URL の多くは該当大学の公式ドメイン（例：`○○.ac.jp`）内に含まれていたものの、研究室のページを構成するパスが誤っており、「ページが見つかりません」等の表示になる事例が確認された。

### 5.3 興味関心の違いに応じた出力の傾向

追加検証として「動物が好き」を入力し、出力の傾向を確認した。また、「特に興味関心がない」といったネガティブな回答に対する出力を検証した。

図 5-1 は、「動物が好き」という入力に対する、生成 AI との対話結果である。AI はこの入力に対して、「生き物への興味は、これからの学びにきっと役立つはずですよ。そんな大好きな動物について学ぶ場所として、大学ではどんな風に過ごすのが理想かな？」と共感を示しながら、次の質問（大学での過ごし方）へ自然につなげている。

つぎに、生成 AI は入力内容を手掛かりに、観察・行動・環境・飼育といった観点を関連付け、研究テーマ案を図 5-2 のとおり、複数提示した。提示されたテーマには、生態学、動物行動学、環境分野等に接続しうる内容が含まれており、短い興味表現からでも研究テーマとしての切り口を複数提示できることが確認された。

さらに、選択したテーマに対しては、図 5-3 のとおり、関連する研究室情報が提示され、研究内容の要点や関心との接点が説明される傾向も確認された。このことから、入力例が異なる場合でも、一定の形式で「テーマ案の提示」および「研究室情報の提示」が行われる可能性が示された。

一方で、図 5-4 のとおり、「とくにない」「勉強は嫌いかな」といった漠然とした入力に対して、生成 AI は日常生活に関する問いかけを通じて関心の手がかりを得ようと試みていたものの、関心の方向性を十分に把握できず、「好きな動画はある？」「苦手なものはある？」といった質問が継続し、研究テーマ案の提示まで進みにくい傾向が見られた。



図 5-1 「興味関心の入力」

出典:プロトタイプの出力結果の抜粋



図 5-2 「研究テーマの提示」  
出典:プロトタイプの実出力結果の抜粋



図 5-3 「研究室の提示」  
出典:プロトタイプの実出力結果の抜粋



図 5-4 「興味関心の入力」

出典:プロトタイプの実出力結果の抜粋

## 第 6 章 考察・提言

実証結果から得られた考察や今後の提言について述べる。

### 6.1 生成 AI の可能性

第 5 章の検証結果から、生成 AI は、入力した興味関心（例：「ラケットを作りたい」など）をきっかけに、対話を通じ情報を少しずつ広げていくことが可能であることが確認された。本プロトタイプでは、生成 AI が、対話の中で得られた入力を履歴として保持し、それを参照しながら応答を生成する設計とした。これにより、最初は曖昧な興味関心であっても、やりとりを重ねる中で関連するテーマや具体的な学びの方向へと接続する出力が可能となった。

さらに、入力された興味関心に関連する学問や研究テーマに加え、それに取り組む大学の研究室情報も提示されることが確認された。これにより、入力された興味関心が、どのような学問に繋がり、どの大学で学ぶことができるかを具体的に把握しやすくなり、進路選択について考える際に視野を広げるきっかけになり得ると考えられる。

また、本探求活動のもう一つの成果として、研究テーマの出力に際して、「高校生にとってわかりやすい言葉を用いること」「30 文字以内で簡潔にまとめること」といった表現上のルールを事前に指示することで、生成される文章の内容を調整することができた。これは、生成 AI が出力形式に柔軟に対応できることを示しており、利用者に応じた適切な情報提示が可能であることを示している。

## 6.2 生成 AI 活用における課題

今回の試作を通じて、生成 AI を進路支援に活用する際の課題が複数明らかになった。

まず、入力に含まれる情報が少ないと、生成 AI から得られる提案も表面的になりやすいという課題がある。たとえば「やりたいことがわからない」といった漠然とした入力から、関心興味を引き出す対話を行い、研究と結びつけた提案を引き出すのが難しい。対話の中で少しずつ関心や価値観などの背景情報を引き出していくような設計とすることが必要である。

また、生成 AI が提示した大学や研究室の URL のリンク先の情報が、実際とは異なっていた課題もある。生成 AI を活用した情報提供においては、情報の信頼性が重要であるため、公式な情報源を優先する、参照元を明示する、更新日時を確認するなどの工夫が求められる。あわせて、出力された情報をそのまま提示するのではなく、内容の正確性を高めるための仕組みや運用上の改善が必要である。

## 6.3 生成 AI だけでは扱いきれない領域

第 5 章の検証では、生成 AI が生徒の興味関心を起点として、関連するキーワードや研究テーマ案、研究室情報等を提示できることを確認した。

しかし、生成 AI が提示した研究分野や大学が、生徒の学力や生活環境、家庭の事情などと合致していない場合、そのまま進路候補とすることは現実的ではない。進路選択には、本人の意欲だけでなく、到達可能性や家庭環境とのバランスといった複雑な条件を踏まえた判断が必要であり、こうした部分は AI だけで判断することが難しい。

また、提示された情報に対して、生徒自身がどう感じたのか、納得感や違和感があるかといった内面的な反応を丁寧に汲み取りながら対話を続けることは、現時点の生成 AI には十分できるとは言いがたい。これらは、教師や保護者など、人による関わりが不可欠な領域である。

このように、生成 AI はあくまで「きっかけ」や「補助」として活用し、人が最終的な判断や助言を担うことで、より適切な進路支援が可能になると考えられる。生成 AI の導入にあたっては、その限界を理解し、適切な役割分担を前提とした運用設計が求められる。

## 6.4 提言と今後の検討課題

これまでの検証を通じて、生成 AI は、生徒が持つ曖昧な興味関心をもとに、それに関連する学問分野や研究テーマを提示し、進路に関する新たな視点を得る手助けができる可能性が確認された。このような活用は、生徒が自身の興味関心に気づき、次の行動に踏み出すきっかけを提供するという点で、大きな可能性を持っている。

こうした特性を踏まえると、生成 AI を進路選択にどのように位置づけるかが重要となる。生成 AI は、進路の最終決定を導くツールではなく、「何に関心があるのか」「どのような学びがあるのか」といった問いかけを通じて、生徒が自ら考え、動き出すプロセスを支援する役割を担うと考えられる。

そのため今後は、生成 AI によって提示されたキーワードや研究テーマを出発点に、以下のような実際の行動へと接続する設計が求められる。

1. オープンキャンパスや説明会で訪問する大学・学部の候補を検討する
2. 大学の研究室公開やイベント情報を調べる
3. 学校内での進路面談や課題研究に向けて話すテーマを整理する

こうした行動につなげるために、生成 AI の出力に、以下のような具体的な行動提案を組み合わせる設計が有効と考えられる。

1. 「このテーマに関心がある人には、〇〇大学△△学部のオープンキャンパスで研究発表を聞いてみるとよい」
2. 「次の進路面談では、□□というテーマについて先生に相談してみるとよい」

このような提案を通じて、生徒が興味関心のあるテーマに対して「次に何をするか」という具体的な行動に結びつけやすくなる。

今後の取組としては、本報告書で整理した知見を踏まえつつ、興味関心を可視化する対話を深める設計や、研究室情報の正確性向上に向けた仕組みの構築が挙げられる。また、進路選択の背景には、入試制度の変更や大学教育の変化といった環境要因も存在するため、今後はこれらの要素をどの程度まで生成 AI の支援に取り込むかについても、検討を進めていく必要がある。

## 参考文献

リクルート進学総研 (2017) 『「高校の進路指導・キャリア教育に関する調査 2016」結果概要』

<https://souken.shingakunet.com/research/.assets/2016shinrohoukoku.pdf> (2026/01/06 確認)

リクルート進学総研 (2024) 『高校教育改革に関する調査 2024』リクルート進学総研

[https://souken.shingakunet.com/research/pdf/2024\\_kaikaku\\_houkoku.pdf](https://souken.shingakunet.com/research/pdf/2024_kaikaku_houkoku.pdf) (2026/01/06 確認)

リクルート進学総研・全国高等学校 PTA 連合会 (2024) 『第 11 回「高校生と保護者の進路に関する意識調査」2023 年 報告書』

[https://souken.shingakunet.com/research/.assets/2023\\_hogosha3.pdf](https://souken.shingakunet.com/research/.assets/2023_hogosha3.pdf) (2026/01/06 確認)

独立行政法人情報処理推進機構(2024) 『テキスト生成 AI の 導入・運用ガイドライン』

[https://www.ipa.go.jp/jinzai/ics/core\\_human\\_resource/final\\_project/2024/f55m8k0000003spo-att/f55m8k0000003svn.pdf](https://www.ipa.go.jp/jinzai/ics/core_human_resource/final_project/2024/f55m8k0000003spo-att/f55m8k0000003svn.pdf) (2026/01/06 確認)

株式会社ベネッセコーポレーション 『√Route 大学受験 (AI セルフトークラーニング)』

<https://route.benesse.co.jp/kou> (2026/01/06 確認)

ハンディ株式会社 『ハンディ進路指導室』ハンディ株式会社

<https://handy.school/> (2026/01/06 確認)

NOLTY プランナーズ 『副担任 mirAI』NOLTY プランナーズ

<https://www.noltyplanners.co.jp/schola/fmirai/lp/> (2026/01/06 確認)