

ChatGPT を用いた Japan Dashboard における地方自治体データの分析

The Analysis using ChatGPT for Data about Local Government on Japan Dashboard

高橋 悠太^{*1}
Yuta Takahashi

^{*1} 八千代エンジニアリング株式会社

Yachiyo Engineering Co., Ltd.

In today's increasingly digital society, sustaining and advancing democracy requires that data related to government administration and local communities be available for analysis. At the same time, it is desirable for such analysis to be feasible not only for administrative bodies but also at the individual level; however, this is not easy, as it often requires specialized knowledge and advanced analytical skills. This study focuses on ChatGPT, a type of AI chatbot, as an analytical tool that complements knowledge and analytical capabilities. As analytical data, municipalities with more direct democratic systems are examined, using the dashboards and data catalog for "Economy and Finance" and "Population and Living (by municipality)" on the Japan Dashboard published by the Digital Agency of Japan. To examine whether it is possible to analyze multiple indicators for a place of residence, or to conduct comparable analyses across neighboring municipalities, data output for a single municipality and for multiple municipalities were input to ChatGPT for organization and analysis. In particular, the analysis focused on year-to-year changes in total expenditure and per-capita expenditure for "Expenditures (by nature)" within local public finance.

1. 背景

AI によるコーディングや分析により、専門知識を持たずともさまざまなデータの分析が可能となった。AI・デジタル技術の伸長により、さまざまな行政に対する EBPM の適用可能性は高まってきた。しかし、行政側の統一的な EBPM は情報の非対称性の観点から、行政側にとって都合の良い結果になることを抑止するのが困難となる。そのため、一般国民が等しく行政による発信ないし基となったデータを分析可能であることは、民主主義成立において不可欠な過程を国民自ら審査・評価するためにも極めて重要な要素と言える。

行政に関するさまざまなデータを取得する方法として、総務省による e-Stat[e-Stat] やデジタル庁による Japan Dashboard[Japan Dashboard]が挙げられる。e-Statは日本の統計が閲覧できる政府統計ポータルサイトであり、総務省統計局が整備し、独立行政法人統計センターが運用管理を行っている。国勢調査や経済センサスなど様々な統計データが取得できる。Japan Dashboard はこれら e-Stat のデータの中で、経済・財政・人口と暮らしに関する統計や国民経済計算(GDP 統計)について、閲覧やダウンロードが容易に可能なダッシュボードやデータカタログとして提供している。

行政データへの AI 適用はデジタル庁のガバメント AI などに見られる行政側による取り組みが挙げられる[デジタル庁ニュース]。国内外においても、行政側が市民ニーズ把握やアンケート評価整理などに適用する事例がある。個人レベルでの行政データ分析において AI を適用した事例として、国外であれば調達における不正な談合等を検知する取り組みなどが挙げられる[Rodríguez 2022]。国内であれば、潜在ディリクレ配分モデルを用いた行政事業レビューの組織間比較が挙げられる[三上 2024]。ただし、これらの取り組みはモデル構築とその評価に対して専門知識を有していることが前提であり、一般的なユーザーが同様の分析を可能であることまで保証しない。これは AI の

出力に対して信頼性の高い分析・評価をするうえで必要であるが、入力データに基づく範囲での分析までに必要とはいえない。ここで、対話ベースでデータ分析が可能な AI チャットボットに着目する。既往の検討として、行政評価レビューや統計情報について、Claude[Claude]で分析や可視化を可能とする取り組みがあるが、ある程度のコーディング技術と作業が必要となる。AI チャットボットにデータを入力するのみでデータを整理要約する取り組みとして、ChatGPT[ChatGPT]を用いた事務事業評価の分析可能性検証[高橋 2025]がある。本研究では ChatGPT に直接データファイルを入力し、対話形式でデータ処理と分析が可能か検証を行った。モデルは GPT-5.2 Thinking を使用し、分析データはより操作が簡便でデータ対象が限定されている Japan Dashboard の市区町村データのうち、地方行財政を対象とする。データ期間において増減の上位 3 位を算出し、データから分かる内容での分析を指示した。この際、より詳しい分析手法や提案があればその提案に従って新たに指示する。人口増減や経年などの条件を加味し、増減の著しい指標について分析した結果を最終的に得られるか検証した。

2. データ形式と実験手順

2.1 データ形式

入力データは茨城県つくば市の 2000～2023 年の地方行財政の内、歳出・1 人当たり(性質別)と歳出(性質別)の 2 データを Japan Dashboard から CSV 形式でダウンロードして使用した。この処理は ChatGPT に質問して得られた回答を基に実施した。データ列は表のとおり。途中でデータが記載されていないセルが存在するが、分析に必要な前提知識の条件を軽減するため、プロンプトでは指摘しない。

2.2 実験手順

まず、Japan Dashboard のデータ取得方法を示されるようプロンプトを入力した(図-1)。その出力を参考に歳出・1 人当たり(性質別)の各列データについて経年で増減した上位 3 位を算出し、

連絡先: 高橋悠太, 〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8
CS タワー 3F, yt-takahashi@yachiyo-eng.co.jp, 03-5822-2903

データの分析結果を出力させた(図-2)。その後、経年で極端に変化する指標を期間全体で平均化して分析させた。この時、年ごとの変動が大きい指標については除外してよいとして分析させた(図-3(a))。最後に歳出(性質別)のデータを提示して分析させ(図-3(b))、提案のあった回帰によって比較分析を指示して出力させ(図-3(b))、人口増加や経年で増えると想定される費用で減少傾向にある指標について分析を指示した。

3. 実験結果と考察

結果について、経年で増加傾向にある指標上位3つと、人口増加や経年で増えると想定される費用で減少傾向にある指標上位3つが指摘され、そこから推定される分析について確認し、データに基づく妥当な結果であるかを確認する。

表-1 入力データの列項目

基礎データ	地方行財政、歳出・1人当たり（性質別）
No, 都道府県, 市区町村コード, 市区町村名, 年度	人件費, 公債費, 扶助費, 投資及び出資金, 普通建設事業費, 歳出決算総額, 災害復旧事業費, 物件費, 積立金, 維持補修費, 補助費等, 貸付金, 【すべての単位：千円】

デジタル庁が公開するJapan Dashboardのデータを基に分析したい

Thought for 1m 42s >

了解です。デジタル庁が公開する Japan Dashboard は、（少なくとも「経済・財政・人口と暮らし」領域について）都道府県版・市区町村版それぞれで、指標一覧（Excel）と「複数指標の一括ダウンロード（Tableau）」が用意されているので、まずはそこから「分析用のCSV」を作るのが最短ルートです。

図-1 Japan Dashboard のデータを利用するための問い

各列データについて、上がっている指標と下がっている指標をそれぞれ上位3つを算出し、そこからわかる分析をデータを基に示してください。

それぞれの指標について期間全体で平均化したとき、増減が多い上位3つをそれぞれ算出し、そこからわかる分析をデータを基に示してください。

Thought for 3m 4s >

以下は、アップロードいただいた データ1.csv（つくば市／茨城県、2000～2023年度、歳出・1人当たり（性質別）、単位は概ね 千円/人）をそのまま集計した結果です。
（※「災害復旧事業費」は 2000年と2010～2014年のみ値があり、2023年が欠損のため、2000～2023の増減ランキングからは除外しました）

1) 2000～2023で「上がった指標」上位3つ（増減率）

順位	指標	2000	2023	増減（千円/人）	増減率
1	扶助費【千円】	19,076	113,772	+94,696	+496.4%
2	普通建設事業費【千円】	37,200	98,285	+61,085	+164.2%
3	物件費【千円】	44,055	75,421	+31,366	+71.2%

読み取れること（データに基づく示唆）

- 扶助費が突出して増加（約5.96倍）：つくば市の歳出構造が、長期的に「社会保障・生活関連（扶助費）」へ大きくシフトしていることを示唆します。ピークは2021年（115,663）。
- 普通建設事業費が大きく増加（約2.64倍）：資本整備（道路・公共施設・都市基盤等）への1人当たり支出が、2000年比で高水準。2023年が期間最大（98,285）。
- 物件費の増加（+71%）：委託・外注、施設運営、ICT/サードパーティ調達など「運営系コスト」の増勢を示唆。ピークは2022年（75,689）。

図-2 増減した指標の単純な分析

Thought for 2m 1s >

アップロードいただいた **データ1.csv（つくば市／歳出・1人当たり（性質別）、2000～2023年度）**で、各指標について **期間全体の平均的な増減（平均前年差）**を計算し、増加・減少それぞれ上位3つを出します。

- データは年次なので、各指標の 平均前年差 = (2023値 - 2000値) / 23 (= 年ごとの差分の平均) です。
- 災害復旧事業費は 2000年と2010～2014年にしか値がなく（欠損が多い）、期間全体の比較が歪むため ランキング対象から除外しました。

(a) 期間平均した分析

このデータをさらに追加して上記の分析を整理してください。

Thought for 14m 50s >

以下では、アップロードされた データ1（1人当たり：千円/人）と データ2（総額：千円）を突合し、2000～2023年度（24年）の期間で、

- 「期間全体で平均化したときに増減が大きい指標（上位3つずつ）」
- 「年ごとのブレが大きすぎる指標の除外」
- 「扶助費・物件費・人件費：全国平均の伸び率との比較（※全国値の取得方針も含む）」
- データ2追加による解釈（人口要因 vs 1人当たり要因）

を整理します。

(b) 総額データ追加

図-3 増減した指標の期間平均した分析と総額データ追加

ではそれぞれの指標について回帰式を算出し、その傾きで評価するとどうなりますか？

Thought for 3m 14s >

了解です。アップロードいただいた データ1（1人当たり：千円/人）と データ2（総額：千円）（つくば市／茨城県、2000～2023年度）について、各指標 y を年度 t に対して

$$\hat{y}(t) = \alpha + \beta(t - 2000)$$

で単回帰し、傾き β （年あたりの増減）で評価します。あわせて R^2 （直線トレンドで説明できる度合い）も出し、傾きの“解釈のしやすさ”を示します。

図-4 増減した指標の回帰分析

(データ1の結論：傾きで見た“増加の主役”)

- 扶助費 ($\beta=+4.063$, $R^2=0.964$) と 物件費 ($\beta=+1.132$, $R^2=0.816$) は、ブレではなく構造的な増加として読めます。
- 歳出総額も増 ($\beta=+7.394$, $R^2=0.729$)。総額増の中身が「扶助費 + 物件費」の増勢に強く支えられている絵です。
- 補助費等・人件費は R^2 が極端に小さく、傾きで評価するのは不適 (“直線的に増減した”とは言えない) です。

図-5 増加した指標の分析

人口増加や経年で増えると想定される費用で減少傾向にある指標について分析してください。

Thought for 5m 13s >

アップロードのデータ1 (1人当たり：千円/人) と **データ2 (総額：千円) **から見ると、つくば市は 2000→2023 で (総額÷1人当たりから逆算した) 人口規模が 約19.18万人→約24.17万人 (+約26%) と増えています (※推計人口。年によって段差があるのは分母更新等の影響の可能性)。
この前提の下で「人口増や経年で増えやすいのに、減少傾向に見える指標」を、回帰 (傾き) + 端点差 + 構成比で整理します。

1) 維持補修費：老朽化が進むのに 1人当りは減少

データの事実

- 1人当たり：4.406 → 3.942 (-10.5%)
- ピーク：2004年 6.218
- 回帰の傾き (2005→2023)：-0.091 千円/人/年 ($R^2=0.56$) → 2005以降は“そこそこ一貫して低下”
- 総額：845,092千円 → 952,609千円 (+12.7%)
- 歳出に占める構成比：1.51% → 0.85% (低下)

なぜ「想定と逆」に見えるか

- 日本では老朽化インフラが増え、維持管理・更新費は増加が避けられないという整理が政府資料にあります。国土交通省の推計でも将来の維持管理・更新費増が示され、白書等でも老朽化施設増に伴う維持管理の必要性が強調されています。 [国土交通省 +1](#) 内閣府も、老朽化に伴い必要予算が増える見込みを述べています。 [内閣府ホームページ](#)

データから立つ“筋のよい仮説”

1. 「維持補修」から「普通建設 (更新・改築)」へ計上が寄った
データ1では普通建設事業費 (1人当たり) が 37.200→98.285 と大きく増えています。更新・大規模改修が「維持補修費」ではなく「普通建設」に寄ると、維持補修費が下がっても「メンテしていない」とは限りません。
2. 予防保全に移行して“単価を下げた/平準化した”可能性
国土交通省は「事後保全→予防保全」で費用縮減・平準化が可能という考え方を示しています。 [国土交通省 +1](#)
ただし、あなたのデータだけでは「予防保全が進んだ」のが「先送りした」のかは判別できません (ここが次の検証点)。
3. 扶助費・物件費の増勢 (財政制約) で、維持補修の“相対的優先度”が下がった
1人当たり扶助費・物件費が強く伸びているため、全体最適の中で維持補修の取り分が薄くなっている可能性があります (構成比低下がそれを示唆)。

図-6 人口増加や経年で増えると想定される減少した指標の回帰分析

次に「減少が健全化なのか、先送りなのか」を切り分けるチェック

維持補修費の低下が特に重要で、判断には追加の裏取りが効きます。

1. **維持補修費 + 普通建設事業費 (更新系) **の合算でトレンドを見る
→ “維持補修は減ったが更新投資で補っている”のかを検証。
2. 道路・橋梁・下水道など資産別の劣化指標 (点検結果、健全度、更新率) と突合
→ 予防保全が進んでいるなら劣化指標が改善/安定しやすい。
3. 公債費は 地方債残高・利率・償還年限を取って、
→ 「低金利効果」が「残高圧縮」かを分解 (どちらでも“減少”の意味が変わります)。

必要なら、いまの2ファイルから (維持補修 + 普通建設) や (各費目/歳出総額) の構成比の回帰も追加して、「抑制されているのは何か」「増えているのは何か」を一枚の図 (傾き× R^2 の散布) に整理できます。

図-7 追加分析への提案

3.1 実験結果

初めに、データ分析を試みたいというプロンプトに対し、Japan Dashboard の操作や手順に対整理した内容が出力された(図-1)。次に各プロンプトで得られた出力は入力データを基に算出され、分析コードについても確認が可能であった。また、すべてのプロンプトにおいて新しい検討方法が提示された。

分析結果については、増加する傾向にあった指標として、生活保護費や社会福祉費、児童福祉費を含む扶助費や業務遂行に必要なさまざまな消費的経費である物件費の増額が挙げられている。これらはつくば市が若年層の流入を主とする人口増に起因すると考えられる[つくば市]。

経年によって増加すると想定された一人当たりの費用が低下している指標については、例えば維持補修費において、「予防保全への移行」といった妥当な仮説提案がなされた(図-6)。また、この分析に対して「現象が健全化なのか、先送りなのか」といった観点から、どのような追加データを突合すればよいかの提示がなされた(図-7)。ただし、これらデータが公開されているあるいは Japan Dashboard ないし e-Stat 上に存在するかは不明である点に留意する。

3.2 考察

分析手法等はほとんど利用者から提示することなく、出力からの提案に従い、これらの分析が可能であった。例えば、臨時の支出と考えられるため年ごとの空欄がある補助費に対しては異なる分析手法を実施する、変動の多い指標についての注意を促すなど、専門知識を有しなくとも、データの収集や分析できる可能性が示唆された。本実験において、回帰などの数学的な知識について使用しているが、地域が異なってもデータ形式や分析目的が一致することは容易に想定されることから、これらのプロンプトをテンプレートとして整備することで、利用者がより容易に使用可能となることが期待できる。

分析結果について、増加傾向にある指標ないし経年によって増加すると想定された一人当たりの費用が低下している指標について、人口増加に伴う可能性を指摘しながら、比較的中立な評価がなされた。先行研究[Buyl 2025]において LLM に製作者のイデオロギーが反映される可能性を指摘しているが、本研究で取り組んだ統計データの分析に対し、そのような傾向はみられなかった。このため、現段階でこれらの統計データ分析に対しては、特定のイデオロギーが反映されない場合があることを示唆している。

4. まとめ

行政データの分析に関して専門知識を持たない一般的な利用者が ChatGPT を用いて行政データを分析可能か検証した。デジタル庁が公開する Japan Dashboard の市町村データのうち、茨城県つくば市の 2000～2023 年の地方行財政、歳出・1 人当たり(性質別)と歳出(性質別)の 2 データについての CSV を ChatGPT に入力し、増減傾向にある指標の分析を指示した。以下に得られた知見を示す。

1. データの取得方法から分析方法まで、具体的な指示なく分析が可能であった。
2. 提案を参考した結果、変動が大きい指標を除外し、増減傾向にある指標を示し、その背景について妥当な分析を出力可能であった。

3. 出力はデータに基づく分析コードによって得られ、内容は中立的であったことから、本検討のような行政にかかわる統計データを使用した分析においてはモデルの有するイデオロギーが反映されない場合があることが示唆された。

今後の検討として、プロンプトテンプレートを作成することで利用可能性を高める、分析手法や目的を明示して分析する、e-Stat 本体のデータを用いた検証が考えられる、ただし、これらを厳密に設定する場合、プロンプトが頂戴になることが想定される。Recursive モデルのようなプロンプト長に依存しづらいモデルを利用することでより汎用的に分析が可能になると期待できる。

加えて、e-Stat ないし Japan Dashboard の機能や API が拡張する過程で、これら AI チャットボットが直接データを取得し、インターネット上の情報と照合することでより正確な分析が容易に可能となることが将来的に期待できる。

参考文献

- [e-Stat] e-Stat: <https://www.e-stat.go.jp/>
- [Japan Dashboard] Japan Dashboard: <https://www.digital.go.jp/resources/japandashboard>
- [デジタル庁ニュース] 【解説】ガバメント AI とは？デジタル庁が進める政府 AI 活用戦略【源内】、デジタル庁。2025-12-11, <https://digital-agency-news.digital.go.jp/articles/2025-12-11>, (参照 2026-02-17)。
- [Rodríguez 2022] Manuel J. García Rodríguez: Collusion detection in public procurement auctions with machine learning algorithms, Automation in Construction, vol. 133, 2022.
- [三上 2024] 三上 真嗣: 政策評価論における機械学習手法の応用—潜在ディリクレ配分モデルを用いた行政事業レビューの組織間比較—, 同志社政策科学研究, 25 巻 1 号, p. 61-74, 2024.
- [Claude] Claude: <https://claude.ai/>
- [ChatGPT] ChatGPT: <https://chatgpt.com/>
- [高橋 2025] 高橋悠太: ChatGPT を用いた事務事業評価の要約, 人工知能学会全国大会論文集(第 39 回), 2025.
- [つくば市] つくば市: 第3期つくば市子ども・子育て支援プラン, 令和 7 年 3 月。
<https://www.city.tsukuba.lg.jp/material/files/group/63/3plan.pdf>
- [Buyl 2025] Maarten Buyl, Alexander Rogiers, Sander Noels, Guillaume Bied, Iris Dominguez-Catena, Edith Heiter, Iman Johary, Alexandru-Cristian Mara, Raphaël Romero, Jeffrey Lijffijt, Tijn De Bie: Large Language Models Reflect the Ideology of their Creators, arXiv, v2, 2025.
<https://arxiv.org/abs/2410.18417>
- [三上 2024] 三上 真嗣: 政策評価論における機械学習手法の応用—潜在ディリクレ配分モデルを用いた行政事業レビューの組織間比較—, 同志社政策科学研究, 25 巻 1 号, p. 61-74, 2024.
- [Zhang 2026] Alex L. Zhang, Tim Kraska, Omar Khattab: Recursive Language Models, arXiv, v2, 2026.
<https://arxiv.org/abs/2512.24601>