ChatGPT を用いた xROAD データにおける不一致検知能の可用性評価

高橋　悠太 [1]

[1] 正会員 八千代エンジニヤリング株式会社（〒111-8648 東京都台東区浅草橋 5-20-8 CS タワー）
*E-mail: yt-takahashi@yachiyo-eng.co.jp (Corresponding Author)

土木分野における AI の活用促進はデータ化・デジタル化が求められる．データはセンサー以外にも，人によって記入・集計される場合もある．人の手を介したことにより処理前後で異なる結果となったデータを，人手による多重確認によって検知することは現実的でない．本研究では大規模言語モデルを用いた AI チャットボットである ChatGPT を用いて，現段階でこのような不一致データが現実的な条件で検知可能か検証評価を行った．実験には xROAD の道路橋データのうち，地方自治体のデータを使用した．公開用 API から得られた複数橋梁を含むデータと点検調書との不一致箇所について，短時間かつほぼ固定されたプロンプトで検知した．

Key Words: *Digital Twin for road bridges, LLM, ChatGPT, xROAD*

1. 背景

AI を利用する上で，学習や推論に用いる大量のデータが必要になる．例えば，新技術であるセンサーデータやドローンの撮影画像，これらから構築された三次元データなどが収集され，より高度な維持管理が可能になると考えられている．データはセンサー以外にも，人によって記入・集計される場合もある．遅れているとされる土木分野における効率化・省人化[1] を解決するため，AI 適用を促進する場合にはさらなるデータ化・デジタル化作業が求められる．長い歴史ある産業であることからデータ化しづらい暗黙知，様々な書式や形式が存在し，データ化することは容易でない．センサーで得られたデータにも誤作動による異常データが含まれることがあるが，人によるデータも記入ミス等によって実際とは異なるデータが入力されうる．このように紙とデータ等，異なるフォーマット間での不一致はデータ化・デジタル化初期によく発生する．データは AI の学習に利用することでデータ自体の活用促進にも利することから，これら不一致データを発見し修正する手法を早期に見出すことが望ましい．

xROAD は国土交通省によってデジタル道路地図等を基盤として各種データを紐付けるデータプラットフォームとして構築される [2]．一環として，「民間企業等による技術開発の促進」，「これによる維持管理の更なる効率化」等を目指し，「全国道路施設点検データベース」の整備を進めている．2022 年 5 月に諸元・点検結果等の基礎データが無料で，同 7 月に詳細なデータを有料での公開を開始した．これらのデータは公開用 API を用いるなどして JSON 形式のファイルとして得られる [3]．ただし，2024 年 6 月現在では地方自治体の管理橋梁について，上記 API による点検調書等詳細なデータの取得はできていない．橋梁の多くは地方自治体によって管理されており，データの不一致なども相対的に多く生じると予想される．不一致データの検知手法の適用が効果的と考えられることから，本研究では地方自治体のデータに注目する．

フォーマット間での不一致データを検知する方法には人による多重確認，アルゴリズム等による検知が考えられる．人による多重確認において，回数を増やせば検知確率は高まるが作業労力の上昇を招き，また完全に検知できるとは限らない．アルゴリズム等による検知は一度構築することができれば以降を省力化できるが，その条件を網羅することが求められ，システムの変更に伴い修正を必要とすることがある．すなわち，人程度の判別能力があり，アルゴリズムを用いるように繰り返しデジタル空間上で処理可能な検知手法が求められる．本研究では大規模言語モデル(LLM: Large Language Model) を用いた AI チャットボットである ChatGPT [4] に注目し，不一致データの検知手法として提案する．

ChatGPT は OpenAI 社[5]によって開発された GPT (Generative Pre-trained Transformer)シリーズ[6]を搭載している．Transformer[7] を採用し，インターネット上にある大量のデータを学習することで GPT シリーズは構築されていると考えられており，ChatGPT は通常の教師学習に強化学習によるファインチューニングを加えることでさらに自然な言語生成を可能としている．2024 年 6 月現在，有料で使用可能な GPT-4o では，ファイル読み取り機能が標準で搭載されている．加えて，チャット形式でのコード生成，読み取ったファイル上のデータ分析ができる．すなわち，No Code かつ厳密に条件を設定せずともデータ分析が可能ともいえる．

先行研究[8,9]では GPT-4 での実現可能性検証が行われた．GPT-4o は先行研究で用いられたモデルよりデータ処理や応答が高速になったとされるため，より実用的な評価が可能になった．そのため本研究では点検調書から xROAD 上への入力時に不一致が起きることを防止し，既にある不一致を検知して修正することができるか，より実践的な条件で評価を行う．公開用 API で取得可能な JSON ファイルに複数橋梁のデータを含め，対応する点検調書を複数用意してそれぞれ読み取り，それぞれのデータフォーマット・橋梁について，共通のデータが一致しているかを ChatGPT によって分析し，処理時間等現実的な条件で使用が可能か評価した．

2.　データ形式と実験手順

道路橋に関するデータは HP 上で xROAD の道路橋データベース・橋梁リスト (77 条調査) より Web ブラウザを用いて取得できる[10]．同ページでの検索結果で表示可能なデータは公開用 API により取得できるデータで確認できる．地方自治体管理橋梁の点検調書は API で取得できないため，同ページから個別にダウンロードする．

(1)　公開用 API で得られる JSON ファイル (API データ)

JSON ファイルは 1 橋梁につき大変数 shisetsu_id (橋梁 ID)から始まり，大変数 ikan_jyoukyou (移管状況)内小変数 ikan_jiki (移管時期)で終わる．これが橋梁数分，繰り返される．本研究では特定地域の橋梁で，橋長 5.3m～5.5m の橋梁 60 橋分を JSON ファイルとしてダウンロードした．このうち，JSON ファイル (以後，API データ)と点検調書に齟齬があった橋梁 2 橋，齟齬がない橋梁 1 橋，合わせて 3 橋の点検調書データを検証用とする．

(2)　点検調書

点検調書のデータ形式はエクセルであり，道路橋様式 1P001 というシートから始まる様式 1 を用いる(図-1，本図は参考文献[11]から引用し，著者が編集した)．本シートでは橋梁名や橋梁 ID，橋長等の諸元，判定区分等が

図-1　xROAD 上で取得可能な点検調書，道路橋様式 1

表-1　点検調書と API データの対応関係

No.	点検調書	API データ
1	橋梁名	shisetsu (meisyou)
2	橋梁 ID	shisetsu_id
3	緯度	ichi (ido)
4	経度	ichi (keido)
5	管理者名	kanrisya (meisyou)
6	路線名	rosen (meisyou)
7	定期点検 実施年月日	kiroku (jisshi_nengetsu)
8	緊急輸送道路	syogen (douro_kinkyu_syubetsu)
9	代替路の有無	syogen(daitairo_umu)
10	自専道 or 一般道	syogen (jisendo_mataha_ippando)
11	占用物件（名称）	syogen (senyoubukken_mei)
12	判定区分	kiroku (hantei_kubun)
13	架設年次	kasetsu_nendo
14	橋長	kyouchou
15	幅員	fukuin
16	橋梁形式	kyouryou_keishiki

表-2　実験条件

変数名	A 橋梁	B 橋梁	C 橋梁
橋梁 ID	不一致（形式も値も違う）	不一致（値が違う）	一致
橋長	不一致（値が違う）	一致（小数点以下の精度が違う）	一致

記載されている．エクセルデータのため，橋梁名等の変数名に対して変数値のセル位置が統一されていない点に留意する．例えば緯度・経度は変数名セルの右セルに変数値が記入されているが，橋長や橋幅などは変数名セルの下に変数値が記入されている．住所の正規化については一般的なアルゴリズムがあり，また唯一性を担保するものでもなく，路下条件については同様のカテゴリ変数として緊急輸送道路があるため，既往研究と条件を合わせ省略した．本研究ではこれらの関係をセル番号で示し，ChatGPT で変数名と変数値の関係を整理可能かについても検証する．

(3)　変数の対応関係

本研究では先行研究 [8,9]を参考に**図-1** 赤枠内の 16 変数について，フォーマット間で対応関係を設定し**表-1** に示した．先行研究で示した対応関係に対し，より適切な対応となるように変更している．左列に点検調書の変数名，右列に JSON ファイルの変数名とする．右列括弧内は括弧外の大変数に連なる小変数名になる．この対応関係は ChatGPT を用いて点検調書で灰塗セルに変数名が格納されていることを利用して書き出し，API データの変数名との対応関係を出力させ，人による修正を加える形で設定した．

API データと点検調書のデータで形式的に異なる点として，いくつかの変数がカテゴリ変数によって設定されている．例えば，緊急輸送道路，代替路の有無，自専道 or 一般道については点検調書上では「有」などの文字データ，API データではカテゴリ番号を示す数値データになっている．

(4)　実験手順

まず，点検調書を ChatGPT で読み込ませ，橋梁名について確認する．次に複数橋梁のデータが含まれる JSON ファイルを読み込ませ，**表-1** にある変数対応関係を示し，点検調書に記載された橋梁に関連する変数について，それぞれ対応する変数を示すように指示する．それぞれの橋梁データがどのような出力結果となることが望ましいか，**表-2** に示す．この時，点検調書の変数名に対応する変数値のセル番号を明示して実験を行った．セルを明示しない実験について，先行研究 [8,9]では明示が必要であり，また今回も同様の実験を行ったが正しい値を取得できなかったため，本論文では省略する．ただし，点検調書のデータ様式が大きく変化した場合でもセル番号の対応関係を再度提示すればよいだけである点に留意する．

次に，得られた変数名と変数値の対応関係に対し，明確に異なる点を検知するよう指示する．これら不一致データについては既知であり，橋梁 ID，橋長等が一致していない．この時得られた結果とその処理過程について分析し，現段階における本提案の可用性を評価する．

カテゴリを数字で表現する場合、緯度経度のように変換すれば同程度になる場合、表記ゆれの場合は一致として理由を但し書きしてください。

以下にエクセルファイルとJSONファイルの対応関係および一致しているかどうかを示し、不一致の場合は理由を付記します：

1. 橋梁名（shisetsu (meisyou)）：
   - エクセル: [redacted] 2 号橋
   - JSON: [redacted] -2号橋
   - 一致: 表記ゆれ
2. 橋梁ID（shisetsu_id）：
   - エクセル: 36[redacted]71395[redacted]
   - JSON: 36[redacted]9,139.9[redacted]
   - 不一致: エクセルのIDは数値、JSONのIDは緯度経度の形式で表現されている
3. 緯度（ichi (ido)）：
   - エクセル: [redacted] 0.7″
   - JSON: 36.[redacted]
   - 一致: 緯度を数値形式に変換すると同じ
4. 経度（ichi (keido)）：
   - エクセル: [redacted] 35.9″
   - JSON: 1[redacted]90
   - 一致: 経度を数値形式に変換すると同じ
5. 管理者名（kanrisya (meisyou)）：
   - エクセル: [redacted]
   - JSON: [redacted]
   - 一致
6. 路線名（rosen (meisyou)）：
   - エクセル: 市道[redacted] 8 号線
   - JSON: 市道[redacted] 8号線
   - 一致: 表記ゆれ
7. 定期点検実施年月日（kiroku (jisshi_nengetsu)）：
   - エクセル: 20[redacted]7
   - JSON: 202[redacted]
   - 不一致: フォーマットの違い
8. 緊急輸送道路（syogen (douro_kinkyu_syubetsu)）：
   - エクセル: その他
   - JSON: 8
   - 不一致: カテゴリの数値表現
9. 代替路の有無（syogen (daitairo_umu)）：
   - エクセル: 有
   - JSON: 1
   - 一致: 有は数値で1
10. 自専道or一般道（syogen (jisendo_mataha_ippando)）：
    - エクセル: 一般道
    - JSON: 2
    - 不一致: カテゴリの数値表現
11. 占用物件（名称）（syogen (senyoubukken_mei)）：
    - エクセル: 無し
    - JSON: 無し
    - 一致
12. 判定区分（kiroku (hantei_kubun)）：
    - エクセル: III
    - JSON: 3
    - 一致: カテゴリの数値表現
13. 架設年次（kasetsu_nendo）：
    - エクセル: 不明
    - JSON: 不明
    - 一致
14. 橋長（kyouchou）：
    - エクセル: 5.3m
    - JSON: 5.4
    - 不一致: 小数点以下の違い
15. 幅員（fukuin）：
    - エクセル: [redacted]
    - JSON: [redacted]
    - 一致
16. 橋梁形式（kyouryou_keishiki）：
    - エクセル: RC T桁橋
    - JSON: RC T桁橋
    - 一致

図-2　A橋梁に対する検知結果

表記ゆれは一致としてもう一度出力してもらえますか？

再評価した結果は以下の通りです。表記揺れや小さな違いを一致として扱っています。

- 橋梁名 (shisetsu (meisyou))
  - エクセル: [redacted]
  - TXT: [redacted]
  - 一致
- 橋梁ID (shisetsu_id)
  - エクセル: [redacted]639
  - TXT: [redacted]543
  - 不一致（緯度・経度の変換で微差あり）
- 緯度 (ichi (ido))
  - エクセル: [redacted]
  - TXT: [redacted]
  - 一致（数値変換で一致）
- 経度 (ichi (keido))
  - エクセル: [redacted]
  - TXT: [redacted]
  - 一致（数値変換で一致）
- 管理者名 (kanrisya (meisyou))
  - エクセル: [redacted]
  - TXT: [redacted]
  - 一致
- 路線名 (rosen (meisyou))
  - エクセル: 市道[redacted]
  - TXT: 市道明[redacted]
  - 一致（表記揺れとして一致）
- 定期点検実施年月日 (kiroku (jisshi_nengetsu))
  - エクセル: 202[redacted]
  - TXT: 202[redacted]
  - 一致（フォーマットの違い）
- 緊急輸送道路 (syogen (douro_kinkyu_syubetsu))
  - エクセル: その他
  - TXT: 8
  - 一致（カテゴリの数値表現）
- 代替路の有無 (syogen (daitairo_umu))
  - エクセル: 有
  - TXT: 1
  - 一致（カテゴリの数値表現）
- 自専道or一般道 (syogen (jisendo_mataha_ippando))
  - エクセル: 一般道
  - TXT: 2
  - 一致（カテゴリの数値表現）
- 占用物件（名称） (syogen (senyoubukken_mei))
  - エクセル: None
  - TXT:
  - 一致（空欄）
- 判定区分 (kiroku (hantei_kubun))
  - エクセル: II
  - TXT: 2
  - 一致（カテゴリの数値表現）
- 架設年次 (kasetsu_nendo))
  - エクセル: 不明
  - TXT: 不明
  - 一致
- 橋長 (kyouchou))
  - エクセル: 5.44
  - TXT: 5.4
  - 一致（小数点以下の違い）
- 幅員 (fukuin))
  - エクセル: [redacted]
  - TXT: [redacted]
  - 一致
- 橋梁形式 (kyouryou_keishiki))
  - エクセル: 単純床版橋、小橋台 2 基
  - TXT: 単純床版橋、小橋台 2 基
  - 一致

図-3　B橋梁に対する検知結果

図-4　C 橋梁に対する検知結果

3.　実験結果

ChatGPT 上で行った応答を画面キャプチャーした結果を図-2 から図-4 で示す．プロンプト自体が重要であることから，転記するのではなく図として示す．なお，すべての結果について，橋梁が特定できないよう，マスク処理を行うとともに，掲載に適するように画像編集を行っているが，結果には一切影響ない．

(1)　A 橋梁

応答結果を図-2 に示す．A 橋梁は先行研究において検証に使用されている．結果について，先行研究[8,9]では表現形式などの表記ゆれを許容した出力であったが，図中青枠のように明確に表記ゆれを不一致とするようになった．そのため，明示的にカテゴリを数字で表現する場合，緯度経度のように変換すれば同程度になる場合，表記ゆれの場合は一致として理由を但し書きしするように指示を加えた．図中赤枠に示す通り，先行研究[8,9]と同様に橋梁 ID と橋長の不一致について検知できている．

(2)　B 橋梁

応答結果を図-3 に示す．B 橋梁は橋長および橋梁 ID について，小数点以下の精度が異なる．緯度経度と比べ ID は固有であるため，数値の違いがデータの違いに相当することから，この違いを考慮したうえで出力することが望ましい．出力結果は橋梁 ID (図中赤枠)を検知し，橋長 (図中緑枠)については小数点以下の違いとした上で一致とした．それ以外の変数については一致ないし理由付きの一致であった．ただし，表記ゆれを一致とする指示に従わないことがあったため，再度明示して出力した．

(3)　C 橋梁

応答結果を図-4 に示す．C 橋梁はすべての結果が一致となるようなデータを持つ．そのため，すべての変数が一致するという出力が望ましい．出力結果はすべての変数が一致しているとなり，すべてのデータが一致している出力であることを確認した．

4. 考察

3 橋の API データおよび点検調書に対して行った実験の結果から，先行研究[8,9]同様に不一致データを検知できる可能性を確認した．ただし，本実験に用いた GPT-4o は標準でエクセルファイルを独自の表形式データに変換するようになったことから，エクセルファイルにおけるセル番号と異なる位置にデータが格納されるようになった．この状態でのセルの位置関係を明示する手法が考えられるが，点検調書の形式変更の頻度より，データ変換の形式が更新される頻度の方が多いと予想される．そのため，本実験ではより明示的にセルを指定されるよう，openpyxl 等の読み込み関数を使用して直接エクセルファイルを処理するように指示した．この操作はデータ抽出についての操作であることから本質的には検知性能を評価する上で重要ではないが，読み込み関数について知識がある技術者が指示しなくてはいけない場合が生じうることに留意する．

先行研究[8,9]で用いられた以外の橋梁である B/C 橋について，概ね期待通りの結果となった．B 橋について，明確に一致しないと定義するのは橋梁 ID のみで，それ以外は表記ゆれ等で包含され，一致と判断する必要があった．この橋梁 ID についても，小数点以下の桁が一致しないなど，通常の緯度・経度における度分秒から十進法への変換時における誤差を許容したい条件において，厳しい条件であったが検知に成功した．ただし，このようなデータの微妙な違いをほぼ同一のプロンプトで処理し，一致・不一致と判断することは難しかったと考えられることから，表記ゆれを一致とする指示に従わないことが発生し，再度明示的な指示を必要としたと考えられる．C 橋については API データと点検調書における変数は基本的に一致していることから，想定通りにすべて一致という出力となった．これは不一致データがなくとも処理できるということから，ほとんどはデータが一致していると考えられる実際のデータ群に対しても使用できることを示唆している．

本実験で得られた ChatGPT の処理能力についての知見を整理する．本実験では新しい橋梁に対する作業のたびにプロンプトを修正して対応することは作業労力がかかることから，ほとんど同じプロンプトを用いて，点検調書のみ異なるファイルを読み込ませるという処理を行った．先行研究[8,9]で使用した GPT-4 におけるバージョンではエクセルデータを表に自動変換するなどの機能はなく，60 橋程度の API データを格納した JSON ファイルの読み込みに数十秒時間を要していた．GPT-4o を使用した場合，API データを含む JSON ファイルと点検調書データを含むエクセルファイル両方について，定性的には数秒程度になるなど読み込み時間が大幅に短縮された．ただし，処理能力の向上から出力について感度が高まり，再出力を行うと大きく変化するなど，プロンプトを固定するだけでは安定した出力が得られないことがあった．このことから，バージョンの更新によって処理能力が向上することで，よりプロンプトの厳密な設定が求められる可能性が示唆された．ただし，同様にプロンプトを解釈する能力も高まり，おおまかな指示によって十分に目的の出力を得られる可能性が考えられる点にも留意する．

本実験の結果から，現段階においても ChatGPT による xROAD データにおける API データと点検調書の不一致を検知できる能力が示された．

5. まとめ

本研究では，土木におけるデータ化・デジタル化の際に生じるデータの齟齬を検知するため，xROAD 登録時の誤転記・誤記入によるデータ不一致を ChatGPT で検知可能か検証した．複数橋梁データに対して検証し，現段階における可用性について評価した．以下に知見を示す．

1) 先行研究[8,9]が示した通り，現行の GPT-4o を用いた ChatGPT によっても公開用 API によって取得した JSON 形式のデータおよび手動で取得した点検調書を読み込み，変数の不一致を検知できる．

2) 複数の橋梁を含む JSON ファイルから点検調書に記載された橋梁についてのデータを数秒程度で検索し，点検調書についても短時間でデータを抽出することができる．

3) B 橋のように，データの微妙な違いを検知するとき，その他の変数に関する分類についてもより厳密に分類しようとすることがあり，モデルの性能改善に伴い，正しくプロンプトを読み込む能力が伸びない場合では固定プロンプトでは安定した出力が得られない可能性を確認した．

4) 同様の処理で，すべてデータが一致している場合においても一致という出力が可能である．

今後の課題として，モデルの改善に伴うさらなる実用性検証や，Claude3.5[12] や Gemini Pro[13] など他のモデルとの比較，出力の安定性を考慮した最適なプロンプトの検証を行う．

謝辞：本研究は，土木学会構造工学委員会「AI・データサイエンス実践研究小委員会」の活動の一環として実施し，委員会にて共有された公開用 API の活用コードを利用した．ここに記し，関係各位に謝意を示す．

参考文献

1) 国土交通省：国土交通白書，pp.17，2023. https://www.mlit.go.jp/statistics/file000004/pdf/np101100.pdf
2) 国土交通省：道路施設の詳細な点検データの公開開始，2022. https://www.mlit.go.jp/report/press/road01_hh_001569.html
3) 橋梁調査会：全国道路施設点検データベース（道路橋）公開用 API 仕様書，77 条調査データ編. https://www.jbec.or.jp/upfile/road/data03/%E5%85%AC%E9%96%8B%E7%94%A8API%E4%BB%95%E6%A7%98%E6%9B%B8(%E9%81%93%E8%B7%AF%E6%A9%8BDB_77%E6%9D%A1%E8%AA%BF%E6%9F%BB%E7%B7%A8).pdf
4) ChatGPT: https://chat.openai.com/
5) OpenAI: https://openai.com/
6) 例えば，Brown, T. B. et al: Language Models are Few-Shot Learners, arxiv, 2020. https://arxiv.org/abs/2005.14165
7) Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, L., Polosukhin, I.: “Attention is all you need”, NIPS 2017, 2017. https://arxiv.org/abs/1706.03762
8) 高橋 悠太：ChatGPT を用いた xROAD 道路橋データの不一致箇所検知可能性の検証，AI・データサイエンス論文集，5 巻 1 号， p. 222-229，2024.
9) 高橋 悠太：xROAD 道路橋データに対する ChatGPT の活用法検証，人工知能学会全国大会論文集，2024.
10) xROAD: https://road-structures-db.mlit.go.jp/
11) 国土交通省：記録様式作成にあたっての参考資料（道路橋定期点検版），2019. https://www.mlit.go.jp/road/sisaku/yobohozen/tenken/yobo4_1-4.pdf
12) Claude3.5: https://claude.ai/new
13) Gemini: https://deepmind.google/technologies/gemini/pro/

(Received June 30, 2024)
(Accepted August 31, 2024)

Availability evaluation of discrepancy detection capability in xROAD data using ChatGPT

Yuta TAKAHASHI

Promotion of AI using in the civil engineering field strongly requires digitization and digitalization. Data is not only made by sensor but also by human imputing. It is not realistic to detect data with different results before and after processing due to human intervention by multiple human checks. This study evaluated the feasibility of detecting such inconsistent data under realistic conditions using ChatGPT, an AI chatbot with a large-scale language model. Experiment used local government data from xROAD's road bridge data for the experiment. Discrepancies between data obtained from the public API including multiple bridges and inspection reports were detected in a short period of time and with almost fixed prompts.