大型車両規制範囲データの照合

高橋　悠太[1]・高瀬　愛瑠[2]・松島　恵悟[2]

[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)

[2]非会員　筑波大学　理工学群　工学システム学類（〒305-8577 茨城県つくば市天王台 1 丁目 1-1）
E-mail: s2411547@u.tsukuba.ac.jp, s2310001@u.tsukuba.ac.jp

デジタルツインは物理空間を精度よくデジタル空間に再現することが求められる．高密度に物理空間における情報を反映できればよいが，誤ったデータが入力された場合，あるいはデータが不足した場合に事故や障害が生じる．様々なデータソースを照合することで，デジタルツインを修正・補完することを考え，本研究では自動車道において大型車両の規制範囲を示す JARTIC のデータを Google Street View 等に存在するジオタグ付き写真データと道路座標と組み合わせることで照合可能か検証する．写真上の道路標識を YOLOX で検知し，関連する座標と OpenStreetMap から得られた道路ネットワークを組み合わせて大型車両の規制範囲を推定し，JARTIC データと重ね合わせることで照合可能であることを確認した．

Key Words: *Digital Twin, Data Verification, JARTIC, Geotagged Photograph, Traffic Sign Detection*

1.　はじめに

デジタルツインはデジタル空間上に再現された物理空間であり，効用最大化にはより物理空間を精度よく再現することが求められる．物理空間とデジタル空間に齟齬が生じることがあり，デジタル空間での情報を基に物理空間で操作を行うと，齟齬によって事故が発生することが想定される．例えば，自動車道における車両規制情報は道路の座標データに対するメタデータとして与えられるが，その情報がデジタルツインに反映されておらず，規制されるべき自動運転車両がデジタルツイン上でのデータやシミュレーションを基に実際の道路を走行してしまうという問題が考えられる．すなわち，センサー等による計測データの高密度化・反映によるデジタルツインの高精度化と同様に，物理空間に存在するメタデータを正確にデジタル空間に反映することが求められる．この時，カメラが搭載され，撮影されたデータから標識等の規制情報を読み取り，補完することで規制範囲への進入は防止可能であるが，目的地への到達ルートを再検索し，複数の進入ルートを試行する必要が生じる．ここで本質的にこのような問題が生じないよう，デジタルツインに不足しているデータを補完するシステムを考える．

都道府県警察によって指定される道路規制に大型車両進入規制がある．これらの情報が記載されたオープンデータに JARTIC (道路交通情報センター)の交通規制情報[1]がある．各都道府県警察が保有する交通規制データベースに入力された交通規制情報を交通規制に係る標準フォーマットに合わせて変換した情報で，1 か月ごとに更新される．本データを可視化した HP[2]が存在するが，さまざまな点で現実の規制情報を完全には網羅していない可能性を指摘している．有料のデータ・サービスでは2025年春に日本デジタル道路地図協会から公開予定の DRM-PF[3]などがある．本研究では可能な限りオープンデータを利用することとして，将来的にオープンデータ化が期待できる型式データを利用したデータ補完を考え，OpenStreetMap[4]に着目する．

OpenStreetMap は誰でも利用可能なオープンデータ地図で，Mapper と呼ばれる有志によって建物・道路データが入力・編集されている．さまざまな API と連携され，ジオタグ付きの写真共有サービスである Mapillary[5]などによって，Google の提供する Google Street View[6]のようなデータを取得することができる．ただし，有志によるデータ収集入力編集に依存するため，すべての道路について画像が豊富に得られてはいない．

将来的に Mapillary のようなオープンソースベースのジオタグ付き写真データによってすべての道路が網羅され，また公的な機関から発表されるデータが統合的な紐づけられる xROAD[7]のようなプラットフォームと並立する社会を考える．これらのデータが相互的に情報を照合し，より物理空間との齟齬を低減させる，あるいはデジタルツインに不足しているデータを補完するシステムが求められる[8]．本研究ではこれらのシステムについて，①画

像認識 AI によって道路標識が検知可能で，②道路座標と紐づけすることで規制範囲を推定し，③公的に発表されている規制情報と照合することで実現可能か，それぞれの要素技術について実験・検証する．推定する規制情報は大型車両規制 (大型貨物自動車等通行止め) とし，ジオタグ付き写真データ内の対応する道路標識を画像認識 AI 等で検知し，規制方向を推定して地図上の道路座標と照合，規制範囲を推定する．推定結果を公表されている規制情報と照合することで，本研究で使用する技術によって生じる齟齬や技術的課題について検証を行った．実験環境はすべて Python を用いて構築した．

2. 実験と手順

(1) 画像認識 AI による道路標識の検知

ジオタグ付き写真データから大型車両規制に関連する標識 (大型貨物自動車等通行止め [9]，**図-1**) を検知する．モデルの学習諸元について**表-1** に示す．写真データは現段階で網羅的に道路情報を保有している Google Street View から取得し，検証を行う．検知モデルは学習済み YOLOX [10]を Finetuning して使用した．学習データは簡便のため Google Street View のデータを使用せず， Mapillary が公開するアノテーション済みの Mapillary Traffic Sign Dataset [11]を使用した．mtsd_v2_fully_annotated データセットから 59 : regulatory--no-heavy-goods-vehicles--g2 属性を含む画像 26 枚を選択した．既往研究[12]を参考に標識位置が上下左右斜めの 8 通り+中央の 9 通りになるよう正方形にトリミングして学習用データ数を増強した．モデルは yolox_S を使用するため，640*640 [pixels]へダウンスケールし，元画像と同じ標識が学習用と評価用に含まれないよう分割し，学習用に 198 枚，評価用に 36 枚として学習した． FP16 トレーニングを有効とし，バッチサイズ 16，エポック数 300 で学習し，収束を確認した．

表-1 Model and Parameters

Parameter	Unit
Model	YOLOX (S size)
Training Data Set	Mapillary Traffic Sign Dataset
Train / Validation	198 / 36
Batch Size	16
Epoch	300

図-1 対象標識：大型貨物自動車等通行止め

(2) 道路座標と検知結果の紐づけによる規制範囲推定

指定の道路座標を入力し，周辺のジオタグ付き写真データにおいて標識を検知し，通行止めが生じる経路を推定する．手順として，指定地点を中心とする一定半径内の道路グラフを生成し，各交差点の画像を取得する．通行止め標識を検知し，関連する道路グラフの経路情報を CSV として出力する．交差点 (ノード) や道路 (エッジ)の情報は GeoDataFrame [13]形式で取得した．ノード属性 street_count が 3 以上のノードを交差点とみなし，各交差点ノードに隣接するノード座標から方位角を計算し，Google Street View の API で指定した交差点周囲の画像を取得した．標識を Confidence が 0.8 以上で検知した場合，通行止め標識ありとした．

交差点周辺で通行止め標識が検知されたとき，標識方向以外のエッジを削除するが，検知がなければ全てのエッジを保持する．この時，複数の方向に標識があった場合かつ一部を見落とした場合，この段階で規制範囲を見落とすことに留意する．また円状の探査範囲を設定し，円周近傍に位置する交差点についても「通行止め標識あり」交差点ノードとして取り扱う．これは探査範囲外に道路標識があった際に規制範囲が閉じられないことを防止する．この場合，周辺の画像取得は行わない．

「通行止め標識あり」となった交差点同士で通行が可能な経路を探索・取得する．経路は簡便のため一方通行を無視して無向グラフとする．円周部近傍の交差点を除き，到達時に標識が示す規制方向からであれば規制範囲と推定する．各対象交差点について最短経路から第 5 位までを経路として推定する．出発地点に戻るような経路を除くため，2 度以上右/左折を行った経路についても排除する．また，経路中で進行方向と順/逆方向に規制方向を持つ標識が検知された場合も除外する．抽出された経路情報（ノード列）は座標文字列として連結し，CSV ファイルに書き出す．

図-2 推定範囲(青円・赤円)と JARTIC データ上の規制範囲(赤線)

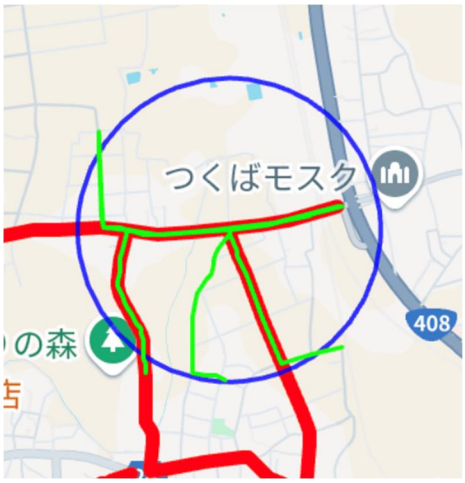


図-3　半径 500m (青円) での提案手法の推定規制範囲 (緑線)と JARTIC データ上の規制範囲 (赤線)

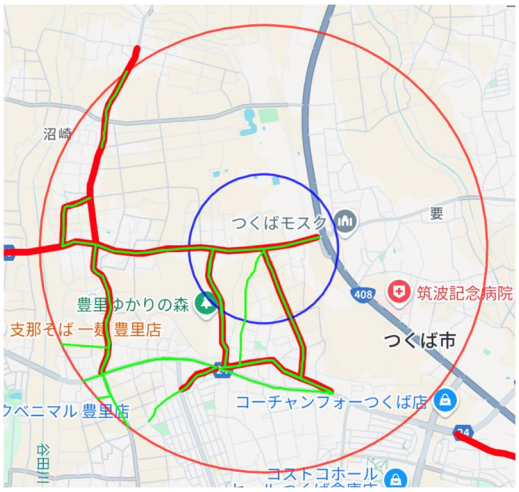


図-4　半径 1500m (赤円)での提案手法の推定規制範囲 (緑線)と JARTIC データ上の規制範囲 (赤線)

図-5　標識の誤検知 (30km 指定を誤検知，Confidence: 0.82)

図-6　規制方向推定が誤った際の検知結果 (Confidence: 0.85)

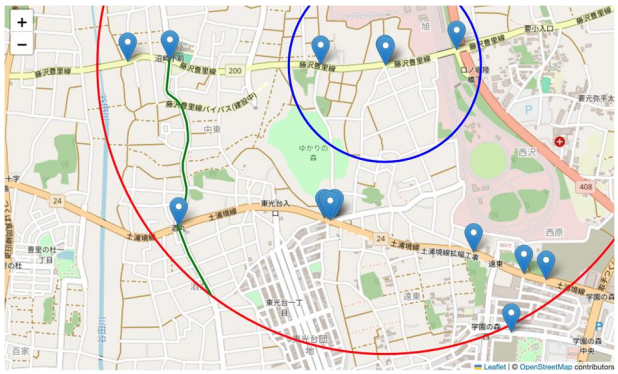


図-7　規制方向誤推定時の推定規制範囲（緑線の一部）

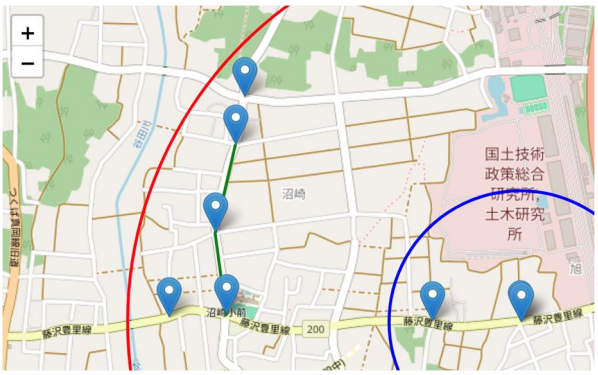


図-8　規制範囲の偽陰性（緑線）

図-9　進入禁止および大型貨物一方通行標識

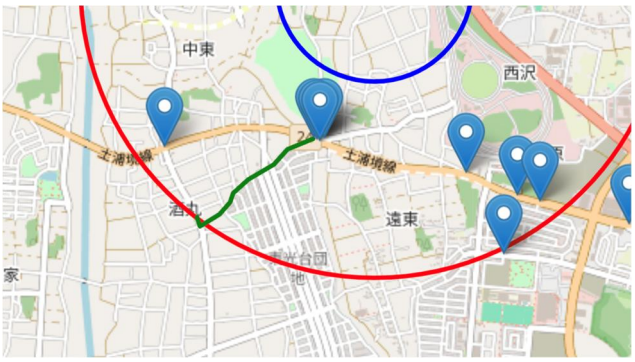


図-10　進入禁止未検知時の推定規制範囲（緑線）

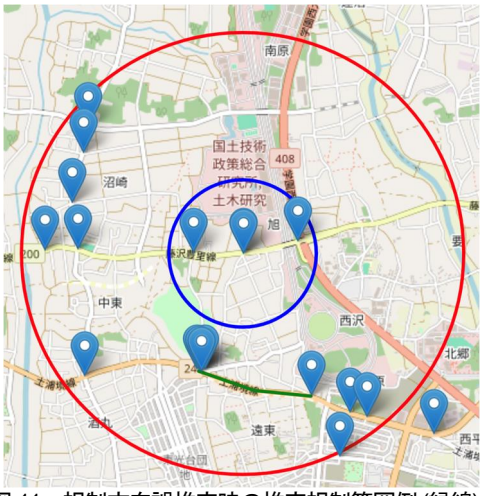


図-11　規制方向誤推定時の推定規制範囲例 (緑線) 1

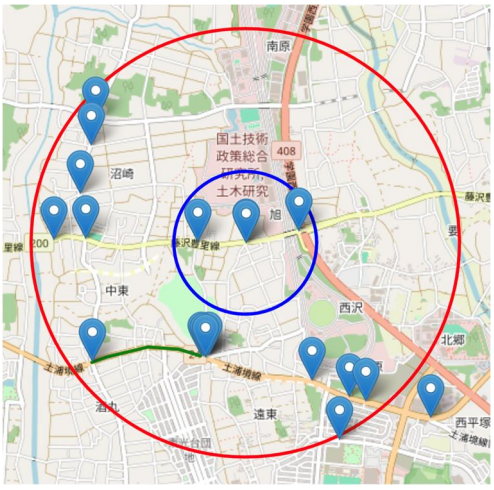


図-12　規制方向誤推定時の推定規制範囲例 (緑線) 2

図-13　図-11 における標識検知結果 (Confidence: 0.83)

図-14　図-12 における標識検知結果 (Confidence: 0.85)

(3)　公表されている規制情報と照合

図-2 などに示すように，茨城県つくば市の指定地点 (緯度 36.110900967377425，経度 140.07007748062594) を中心に半径 500m (図-2 青円)，1500m (図-2 赤円)で実験を行った．指定した地点周辺は Mapillary でも一部写真データが入力されているが，網羅的ではなかったため，Google Street View のデータを使用する．半径は周辺の規制範囲 (図-2 赤線) を十分含めるよう長さを選択した．照合対象には JARTIC の交通規制情報を用いる．都道府県ごとに規制情報がまとめられ，2024 年 12 月のデータを用いた．規制情報を API で Google Map 上に出力して推定範囲を重ね合わせ，照合は定性的に行った．同様の HP [13]があるが，拡張と検証のため，本研究では実験用の API を構築した．構築した API の詳細は付録に記載する．

3.　実験結果

半径 500m 範囲内での実験結果について，図-3 に推定結果と規制範囲の照合結果を示す．検知すべき標識がある交差点は 3 点で，おおむね出力された JARTIC データを網羅していることが確認できる．このうち左上部・下部および中央左において，JARTIC データと整合しない結果となった．また，円周近傍の交差点が円周から離れていることから，左部分における規制範囲 (赤線)があるべきところに推定範囲 (緑線)がなかった．

次に半径 1500m 範囲内での実験結果について図-4 に示す．以降の図中にある青いピンは標識が検知された交差点を示す．検知すべき標識がある交差点は 11 点で，すべて標識を検知したが，道路標識の誤検知(標識の偽陽性，図-5)が 4 個であった．

標識が示す規制方向を誤って推定(図-6)したことによって，規制がない範囲を規制範囲と推定(経路の偽陽性，図-7 における推定範囲下部)することがあった．また，道路標識の誤検知に応じて推定された経路は 2 回以上右左折するなど複雑化するため，設定した除外処理によって経路としては除外されたが，一部は規制範囲を閉じてしまい，経路の偽陰性となった(図-8)．この他に，進入禁止標識等(図-9)によって規制が閉じられているところ，検知モデルが未対応のため，範囲円周近傍の交差点で閉じるようになり，一部区間を規制範囲とした経路(図-10)があった．

4. 考察

(1) 検知モデルについて

検知モデルは通行止め標識が存在する交差点のほとんどにおいて標識を検知できたが，一部で速度制限標識を通行止め標識と誤検知する場合があった．これは画角や標識が十分大きくないなどの理由で誤検知したと考えられる．画像取得時の画角設定や複数画像の検知結果を参照することによってロバスト性の向上が期待できる．

本研究では通行止め標識のみ学習していたため，進入禁止標識が検知できなかった．規制範囲は進入禁止や方向指定などの標識でも指示されることから，学習データに加えてモデルを再学習することで，より正確な規制範囲推定が可能と考えられる．ただし，学習によって現在の対象標識に対する検知性能低下が考えられる，アンサンブル等によって担保が求められる可能性に留意する．

(2) 経路推定と JARTIC の規制情報と照合

経路および規制範囲の推定が成功している範囲ではおおむね，標識が正しく検知されかつ規制方向が正しく推定されている．そのため，JARTIC の規制情報と照合して異なる範囲を規制範囲と推定/未推定とした条件について，標識検知と規制方向の推定において分析する．

半径 500m 範囲円における実験結果において，左上部・下部およびに中央左で JARTIC の規制情報と異なる結果となった．左上部・下部については範囲円周±50m 近傍に存在する交差点から標識への経路を算出し，規制範囲としていることから範囲円外の情報がない為，閉じることができなくなったことが原因として挙げられ，範囲円を拡大することで解消が予想される．また，円周近傍の交差点 (ノード)でなく道路 (エッジ)の座標を用いることで探査範囲内の規制範囲をより厳密に推定できると考えられる．中央左については，標識が設置されているにもかかわらず JARTIC 上では規制として指定されてない範囲であるため，本提案手法によってデータを補完することができる可能性が示唆される．ただし，標識が直感的に規制方向を判断しがたい位置に設置されているのみで，実際は規制範囲でない可能性に留意する．

半径 1500m 範囲円における実験結果において，規制範囲外を誤って推定する(偽陽性)時，範囲円周近傍の交差点から経路推定した場合以外に，標識の示す規制方向を誤って推定したことで規制範囲外を推定してしまった場合が複数あった．2 つの場合について**図-11**，**図-12** に示す．**図-11** において，推定規制範囲である緑線左端の標識は**図-13** のように検知されており，左折側にのみ規制があるところ直進方向にも推定されている．右端についても**図-14** のように標識が検知されていることから，本来右折側のみ規制されるところ直進方向にも推定されている．このため，本来規制されていない範囲に規制があると判断されている．**図-12** も右端は**図-11** 左端同様の条件で，左端については**図-6** で示された交差点であり，画面左折方向に規制されるところ直進方向に規制があると推定されているために生じている．このように，本提案手法では標識検知に伴う規制方向推定の正確さによって推定精度が影響を大きく受けることが分かる．交差点周辺の画像を収集して画角や標識の位置関係から方向推定精度を向上することが考えられるが，このような文脈や環境を考慮した判断には AI チャットボット [14]などに利用されるマルチモーダルモデルを活用できることが期待でき，本研究の結果は提案手法の発展性を示唆している．

5. まとめ

本研究は画像認識 AI によって道路標識が検知可能であり，道路座標と紐づけすることで規制範囲を推定し，公的に発表されている規制情報と照合することが可能か，それぞれの要素技術について実験・検証を行った．以下に得られた知見を示す．

1. YOLOX を Mapillary Traffic Sign Dataset を使用して Finetuning し，Google Street View の画像内で大型貨物車両等通行止めの標識を検知した．一部速度制限標識などを誤検知したが，概ね検知することができた．

2. 設定した探査範囲内で標識が検知された画像のジオタグから規制範囲を推定した．標識の位置関係によって規制方向の推定が誤った場合，規制範囲が正確に推定されないことを確認した．

3. 推定規制範囲を地図上で JARTIC の交通規制情報と照合し，標識はあるが JARTIC データにおいて記載のない，あるいは規制方向を誤認しやすい位置に標識が設置されている範囲を推定できた．

4. 本検討から提案手法によって複数のデータソースを照合し，齟齬の発見・修正や不足の補完できる可能性が示唆された．

今後の検討として，AI の観点であれば再学習やクラス追加などによる検知プロセスの高性能化，文脈や画像内環境を考慮できるマルチモーダルモデルによる規制方向推定や規制範囲推定が考えられる．デジタルツインの観点からは，Mapillary 画像を用いた検証，大型貨物車両等通行止め以外の規制や他地域での適用が考えられる．

付録　JARTIC の交通規制情報の可視化

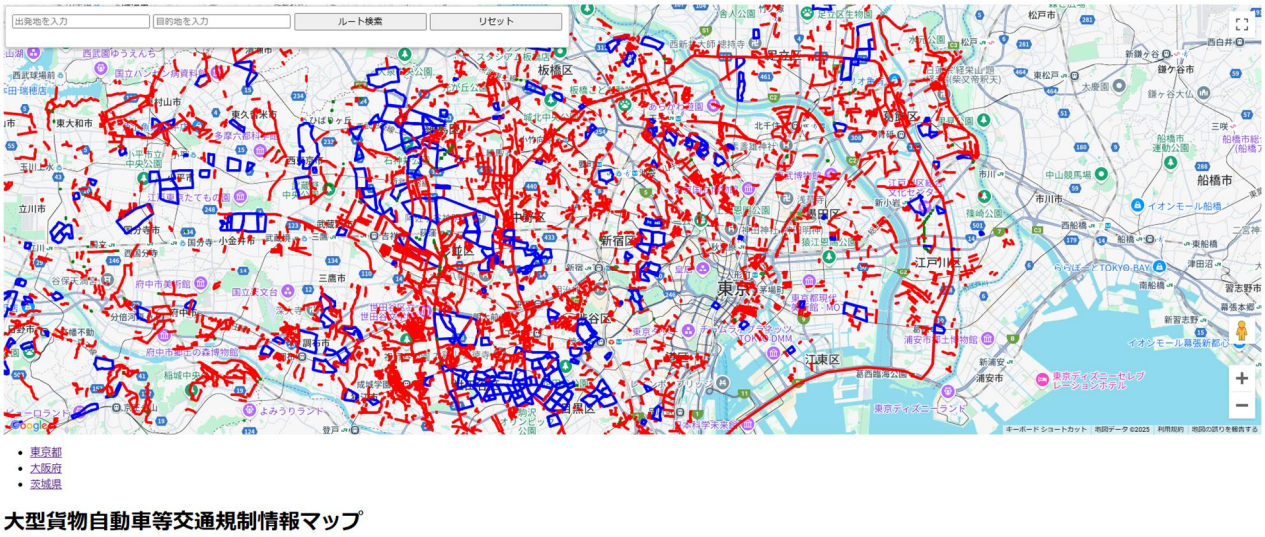
本研究では JARTIC よりオープンデータとして公表されている 1 か月ごとの規制情報を可視化している．特に本研究では大型車両規制に着目した．本文中の実験以外で，試験的に可視化した範囲として，東京都での出力結果を以下に示す．

付録-1 に示す UI 画面の通り，Google Maps API を用いている．コードは Python で書かれており，論文の提案手法も同様であることから，統合して使用することも可能になっている．東京都の他，実験に使用した茨城県，またテストとして大阪府がある．ただし，大阪府に関するデータについて確認はまだ行っていない．

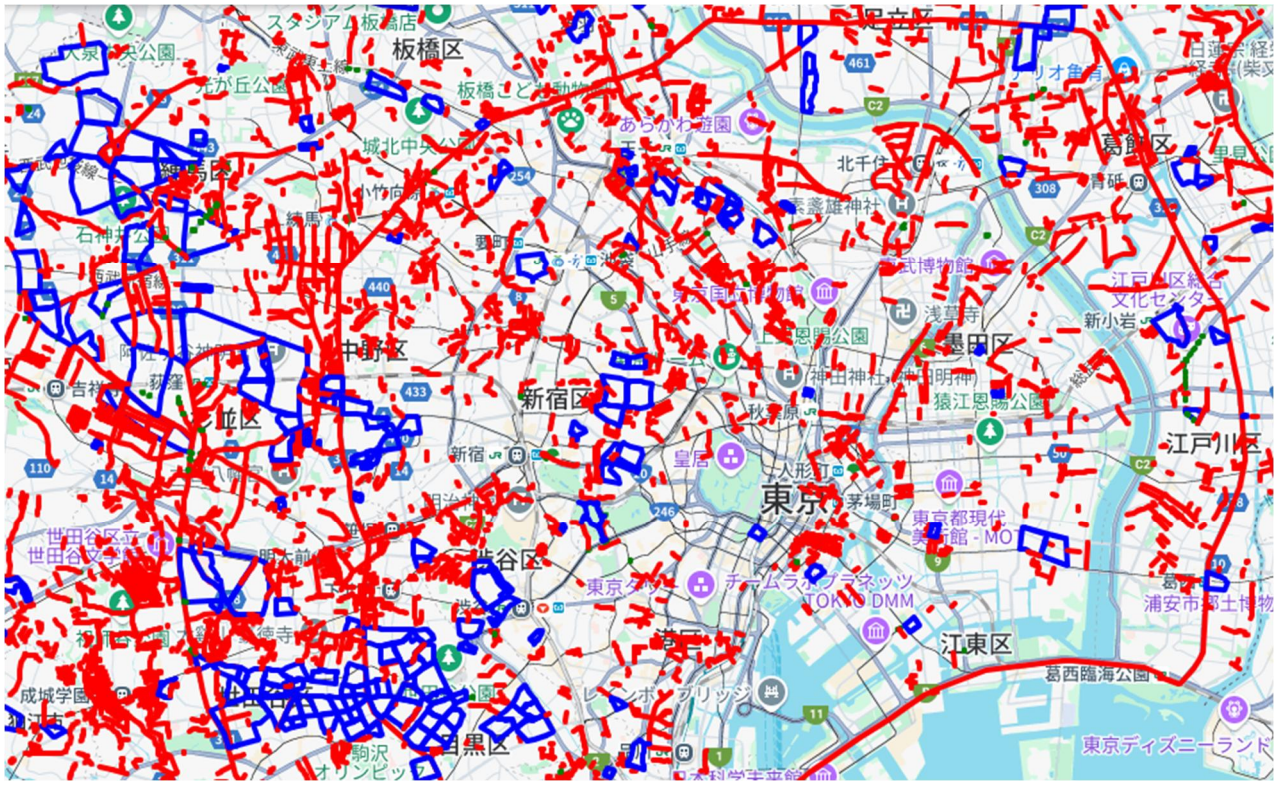
付録-2 にて東京 23 区の大型貨物車両等進入禁止範囲が示されている．赤線が線的な規制範囲，青枠は面的な規制範囲を示す．方向規制については緑線によって表記する．

付録-3 では秋葉原駅周辺の規制情報を示している．JARTIC の交通規制情報に基づく各規制に関する時間や座標情報が規制範囲に対応して確認できるようになっている．

本 API に関しては予定された改善作業が終わり次第，JARTIC の交通規制情報を除いて，公開予定にある．



付録-1　UI 画面



付録-2　23 区周辺

付録-3　秋葉原駅周辺

参考文献

1) 道路交通情報センター：交通規制情報. https://www.jartic.or.jp/service/opendata/
2) 交通規制情報オープンデータマップ：http://hotmist.ddo.jp/jartic_kisei/
3) 日本道路デジタル地図協会：DRM-PF. https://pf.drm.jp/
4) OpenStreetMap: https://www.openstreetmap.org/about
5) Mapillary: https://www.mapillary.com/?locale=ja_JP
6) Google Street View: https://www.google.co.jp/maps/preview
7) xROAD: https://road-structures-db.mlit.go.jp/
8) 例えば，高橋悠太：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，AI・データサイエンス論文集，5 巻 3 号，p. 495-501，2024.
9) 国土交通省：道路標識一覧. https://www.mlit.go.jp/road/sign/sign/douro/ichiran.pdf
10) Ge, Zheng., Liu, Songtao., Wang, Feng., Li, Zeming., and Sun, Jian.: Exceeding YOLO Series in 2021, arXiv, 2021. https://arxiv.org/abs/2107.08430
11) Ertler, Christian et al.: The Mapillary Traffic Sign Dataset for Detection and Classification on a Global Scale, arXiv, 2019. https://arxiv.org/abs/1909.04422 https://www.mapillary.com/dataset/trafficsign
12) 高橋悠太，藤井純一郎，天方匡純，山下隆義：UAV と画像認識 AI による河川巡視を補う地上画像の特徴量とその利用法検討，AI・データサイエンス論文集，1 巻 J1 号，p. 580-587，2020.
13) GeoPandas: GeoDataFrame. https://geopandas.org/en/stable/docs/reference/api/geopandas.GeoDataFrame.html
14) 例えば，ChatGPT: https://chatgpt.com/

(Received January 15, 2025)
(Accepted February 28, 2025)

Data Verification of traffic regulation for large vehicles

Yuta TAKAHASHI, Airu TAKASE and Keigo MATSUSHIMA

Digital twins require an accurate reproduction of physical spaces in digital form. Although it is preferable to capture information from the physical environment in high density, errors or omissions in the data may lead to accidents or malfunctions. The cross-verifying multiple data sources is necessary correcting and supplementing digital twins. This study examines the feasibility of verifying JARTIC data—indicating traffic regulation for large vehicles— by combining geotagged photo data (e.g., from Google Street View) with road coordinate data. Traffic signs in the photographs were detected using YOLOX, and restricted areas for large vehicles were estimated by integration of the corresponding coordinates with the road network information obtained from OpenStreetMap. These estimates suggests that cross-verification is feasible.