

地図画像の建物特微量を利用した 事故種別分類のための PLATEAU の効果的な活用

Effective Utilization of PLATEAU for Classification of Accident Types
Using Building Features of Map Images

○¹ 石田 木斗巳, ¹ 向 直人, ² 内種 岳詞, ³ 岩田 員典, ² 伊藤 暢浩
○¹ Kotomi Ishida, ¹ Naoto Mukai, ² Takeshi Uchitane, ³ Kazunori Iwata, ² Nobuhiro Ito
¹ 梶山女学園大学 ² 愛知工業大学 ³ 愛知大学

¹Sugiyama Jogakuen University ²Aichi Institute of Technology ³Aichi University
Abstract

We have focused on the relationship between traffic accidents and geographical features of accident locations, and proposed a method for predicting the types of accidents that are likely to be triggered at a given location. In this paper, we generate a map image with building colors based on “building height” and “building use” in the 3D city model PLATEAU. The use of 3D building information may improve the prediction accuracy of accidents at intersections with poor visibility. The area ratio of each color in the map image is used as a feature quantity, and logistic regression is used to clarify the classification accuracy of the three types of accidents: rear-end collision, merging, and right/left-turn.

1 はじめに

愛知県警察の交通統計¹によると、愛知県における交通事故による死者数は令和3年に統計開始から最も少ない117件を記録した。しかし、令和4年は137件と増加し、令和5年も前年度より増加傾向にある。アフターコロナにより外出行動が増加したことが理由と考えられ、「交通事故のない社会」を目指した取り組みが引き続き求められている。我々は、これまでに、交通事故と事故発生地点の地理的特微量の関係性に着目し、任意の地点で誘発されやすい事故種別を予測するための手法を提案した[1, 2]。提案手法では、地理的特微量を抽出するために、事故発生地点を中心とした地図画像を生成するアプローチを採用した。地図画像には、道路、建物の形状が含まれ、これに畳み込みニューラルネットワーク (Convolutional Neural Network: CNN) を適用することで、事故種別の分類に寄与する特微量を抽出することが可能となる。一方で、地図画像の生成に用いた建物の情報は、フラットな2次元のポリゴン・データであり、立体的な建物の情報は考慮されていなかった。立体的な建物の情報を用いることで、住宅密集地などの見通しが悪い交差点での出合頭事故や、高層ビルが立ち並ぶ幹線道路での追突事故などの予測精度が改善される可能性がある。

2020年に国土交通省が主導する日本全国の3D都市モデルのオープンデータ PLATEAU²が公開され、立体的な建物の3次元データが利用可能になり、社会や地域の問題解決に用いられるようになった[3]。山崎らは PLATEAU を活用して都市空間の温熱環境のシミュレーションを実施した[4]。PLATEAUの建築物情報と土地利用情報を参

照して、名古屋市中区錦2丁目の3次元の解析モデルを構築し、壁面緑化や高反射性塗料の塗布を検討すべき箇所を明らかにした。また、室橋らは PLATEAU を利用して体感型ゲーム「風穴」を開発した[5]。現実と同じ都市をデジタル空間に再現することで、ユーザに自由にその空間を飛び回る体験を提供した。本稿では、PLATEAU に含まれる「建物の高さ」と「建物の用途」を基に建物の色を設定した地図画像を生成する。この地図画像に含まれる各色の面積比を特微量とし、ロジスティック回帰を利用したときの、追突、出合頭、右左折時の3種類の事故種別の分類精度を明らかにする。

2 データセットの構築

2.1 対象地域

PLATEAU では、建物の形状に対して LOD (Level of Details) と呼ばれるレベルが設定されている。表1に示すようにレベルごとに建物の詳細度が異なる。名古屋市のデータにおいては、市内全域 (約 326.5 km²) が LOD1 となっており、中心部を含む一部地域 (約 5.58 km²) が LOD2 で表現されている。ここでは名古屋市に含まれる2次メッシュ (約 10 km²) が 523657 の全域と、523667 の一部地域を対象地域とする。

表 1: PLATEAU の LOD

LOD	形状
LOD0	建物の設置面の外形線を平面で表現
LOD1	建物を立体で表現
LOD2	建物の壁、床、屋根などに分けて立体で表現

¹愛知県警察 <https://www.pref.aichi.jp/police/koutsu/jiko/koutsu-s/toukei.html>

²PLATEAU <https://www.mlit.go.jp/plateau/>

2.2 データセット

愛知県警察から提供された 2013 年～2018 年の交通事故データを基にデータセットを構築する。上記で述べた対象地域において発生した 62,731 件の事故の内、追突、出合頭、右左折時の事故は 47,426 件存在し、全体の約 75% を占めている。ここから、 $N = 9,000$ 件のデータを無作為抽出し、実験用のデータセットとして用いる。データセットに含まれるサンプル数を表 2 に示す。サンプルの 8 割を学習用、2 割を評価用に用いる。

表 2: データセットのサンプル数 ($N = 9,000$)

事故種別	発生件数	サンプル数
追突	25,292 件	3,000 件
出合頭	14,292 件	3,000 件
右左折時	7,842 件	3,000 件
合計	47,426 件	9,000 件

3 地図画像の生成

事故発生地点の周辺状況を表す地図画像を Mapbox Static Tiles API³ を利用して生成する。地図画像に含まれる道路形状は Mapbox、建物形状は PLATEAU から抽出し、これらを重ねて 1 枚の地図画像とする。画像サイズは 256×256 ピクセル、1 辺の長さは約 117 メートルである。本稿では、「建物の高さ」と「建物の用途」を表す 2 種類の地図画像を生成し、その有効性を比較する。

3.1 建物の高さを利用した地図画像

対象地域に含まれる建物のデータは 438,813 件である。図 1 に「建物の高さ」のヒストグラムを示す。10 m 以下の低層の建物が大部分を占め、20 m を超えるような高層の建物は少ないことがわかる。高さの分布が一樣ではないことから、表 3 に示すように、高さの 4 分位に応じて、地図画像に含まれる建物を 4 色に塗り分けることにした。図 2 に地図画像のサンプルを示す。建物の色によって、事故発生地点の周辺の建物の高さを把握することができる。

表 3: 建物の高さを利用した地図画像の色設定

4 分位	高さ	色 (RGB)
0%-25%	0-6.1 m	黄 (255,255,0)
25%-50%	6.1-7.9 m	青 (0,0,255)
50%-75%	7.9-9.5 m	緑 (0,255,0)
75%-100%	9.5 m 以上	赤 (255,0,0)

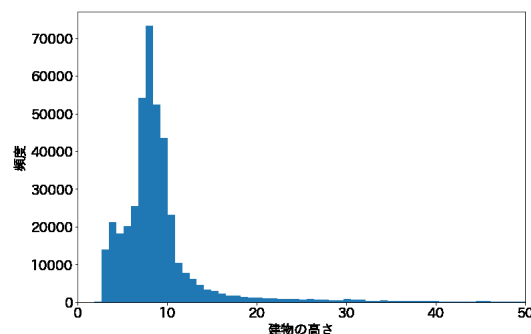


図 1: 建物の高さの分布

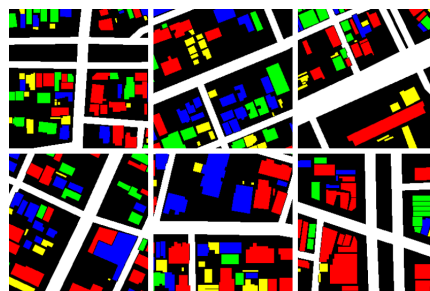


図 2: 建物の高さを利用した地図画像のサンプル

3.2 建物の用途を利用した地図画像

図 3 に「建物の用途」のヒストグラムを示す。建物の用途は、業務施設、商業施設、住宅など 18 種類で分類されているが、住宅や共同住宅が大部分を占めていることがわかる。表 4 に示すように、18 種類の用途に応じて、地図画像に含まれる建物を 18 色に塗りわけることにした。図 4 に地図画像のサンプルを示す。建物の色によって、事故発生地点の周辺の建物の用途を把握することで、住宅街や商業エリアなどの土地利用の判別ができる。

4 地図画像の特徴量抽出

生成した地図画像から、事故種別を分類するための特徴量を抽出する。地図画像全体の面積は $256 \times 256 = 65,536$ ピクセルである。建物の高さを利用した地図画像から、4 分位が表す領域が占める面積比を特徴量として抽出する。建物の用途を利用した地図画像から、18 種類の建物の用途から「その他」と「不明」を除いた、16 種類が表す領域が占める面積比を特徴量として抽出する。図 5 に示す名古屋市中熱田区青池町の地図画像を例に考える。同地区は熱田区北西部に位置し、小学校が立地する閑静な住宅街である。この地点では出合頭が過去に発生している。左は建物の高さを利用した地図画像であり、面積比に基づく特徴量は表 5 となる。6.1-7.9 m の建物が多くを占めて

³Mapbox <https://docs.mapbox.com/>

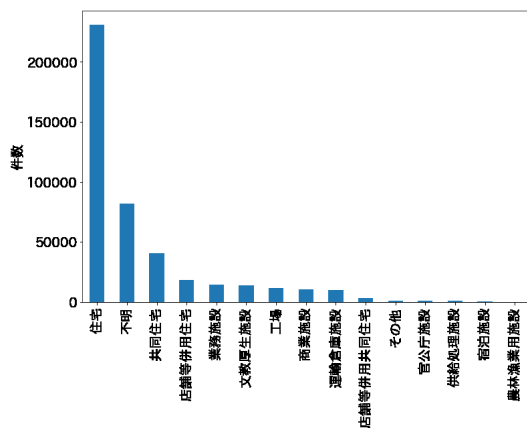


図 3: 建物の用途の分布

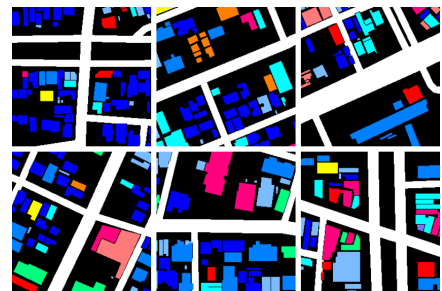


図 4: 建物の用途を利用した地図画像のサンプル

おり、9.5 m 以上の建物はその約半数しかない。右は建物の用途を利用した地図画像であり、面積比に基づく特徴量は表 6 となる。住宅が多くを占めており、商業施設や文教厚生施設はわずかに存在している。同地区が住宅街であることを、これらの特徴量が表している。

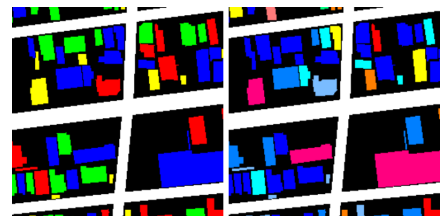


図 5: 地図画像のサンプル（名古屋市熱田区青池町）

表 4: 建物の用途を利用した地図画像の色設定

用途	色 (RGB)
業務施設	(255,0,0)
商業施設	(255,0,127)
宿泊施設	(255,0,255)
商業系複合施設	(127,0,255)
住宅	(0,0,255)
共同住宅	(0,127,255)
店舗等併用住宅	(0,255,255)
店舗等併用共同住宅	(0,255,127)
作業用併用住宅	(0,255,0)
官公庁施設	(127,255,0)
文教厚生施設	(255,255,0)
運輸倉庫施設	(255,127,0)
工場	(255,122,122)
農林漁業用施設	(255,122,188)
供給処理施設	(255,122,255)
防衛施設	(188,122,255)
その他	(122,122,255)
不明	(122,188,225)

表 5: 建物の高さから抽出した特徴量

特徴量	面積比
6.1-7.9 m	13.4%
7.9-9.5 m	7.0%
9.5 m 以上	6.3%
0-6.1 m	2.1%

5 実験

ロジスティック回帰を利用して、追突、出合頭、右左折時の 3 種類の事故種別の分類精度を 3 つのモデルで比較する。モデル A は、交通事故データから抽出した「年齢」「性別」「時間帯」「天気」「道路形状」で構成される 5 次元の事故状況に関する特徴量で学習する。道路形状は愛知県警察によって定義されており、道路の幅員などに応じて 15 種類ある。幅員は、大 (13.0 m 以上)、中 (5.5 m 以上)、小 (5.5 m 未満) で定義される。例えば、「大中交差点内」とは第 1 当事者の進入路の幅員が大、第 2 当事者が中であることを示す。モデル B は、モデル A の 5 次

表 6: 建物の用途から抽出した特徴量 (上位 5 件を抜粋)

特徴量	面積比
住宅	10.4%
商業施設	6.8%
共同住宅	4.3%
店舗等併用住宅	2.5%
文教厚生施設	1.6%

元の特徴量に、建物の高さの地図画像から抽出した 4 種類の面積比を加えた、9 次元の特徴量で学習する。モデル C は、モデル A の 5 次元の特徴量に、建物の用途の地図画像から抽出した 16 種類の面積比を加えた、21 次元の特徴量で学習する。各モデルの正解率を表 7 に示す。モデル A に比べ、モデル B とモデル C の正解率が高いことがわかる。建物の高さや用途の情報は、事故種別の分類に寄与することが示された。また、モデル C の正解率は、モデル B より、1.2 ポイント高いことから、建物の用途の方が事故種別に関する多くの情報を有していることが示唆された。各モデルの適合率を表 8、再現率を表 9 に示す。追突の適合率と再現率は、モデルに関係なく一定であり、建物の高さや用途とは無関係であることがわかる。追突は単路で生じることから、道路形状に大きく依存していると考えられる。一方で、出合頭と右左折時は、建物の高さや用途を加えることで、適合率と再現率が改善している。いずれも交差点で発生するが、出合頭は狭い路地の交差点で発生するのに対し、右左折時は幹線道路が交差する大きな交差点で発生する。この見極めに対して、建物の高さや用途が効果的だったと考えられる。

表 7: 正解率の比較

モデル	正解率
A (事故状況)	71.3%
B (事故状況+高さ)	75.9%
C (事故状況+用途)	77.1%

表 8: 適合率の比較

モデル	追突	出合頭	右左折時
A (事故状況)	85.2%	60.9%	67.4%
B (事故状況+高さ)	85.2%	69.5%	72.2%
C (事故状況+用途)	85.2%	72.3%	72.8%

表 9: 再現率の比較

モデル	追突	出合頭	右左折時
A(事故状況)	91.0%	68.2%	54.7%
B(事故状況+高さ)	91.0%	71.3%	65.3%
C(事故状況+用途)	91.0%	70.5%	69.7%

6 まとめ

本稿では、3D 都市モデルの PLATEAU の情報を利用して、事故種別の分類精度を改善することを目的とした。「建物の高さ」と「建物の用途」の情報は、交差点で発生する出合頭と右左折時の分類に有効であることが示された。特徴量として採用した面積比は、建物の数や配置などの情報が失われるという問題がある。今後の課題は、地図画像から分類に寄与する特徴量を、CNN を利用して機械的に抽出することである。

謝辞

本研究は名古屋大学未来社会創造機構 HMI・人間特性研究部門の「エージェントを介した運転支援研究プロジェクト」の助成を受けている。本研究に必要不可欠な交通データをご提供頂いた愛知県警察に深く感謝する。

参考文献

- [1] 向直人, 内種岳詞, 岩田員典, 伊藤暢浩. 愛知県の交通事故データを利用した地図画像からの事故種別の分類. 第 18 回 ITS シンポジウム, 2020.
- [2] 石田木斗巳, 向直人, 内種岳詞, 岩田員典, 伊藤暢浩. 畳み込みニューラルネットワークにより抽出した地図画像の特徴量を用いた事故種別の分類. 第 53 回東海ファジィ研究会, pp. 25–28, 2023.
- [3] 内山裕弥. 実装フェーズに入った都市デジタルツイン「PLATEAU」. 情報処理, Vol. 64, No. 7, pp. 314–315, 06 2023.
- [4] 山崎潤也, 増渕正博, 飯塚悟, 吉田崇紘, 似内遼一, 真鍋陸太郎, 村山顕人. Project PLATEAU の 3D 都市モデルを利用した都心市街地の温熱環境シミュレーション. 環境情報科学論文集, Vol. ceis36, No. 0, pp. 238–243, 11 2022.
- [5] 室橋直人. 体感型ゲーム「風穴」での 3D 都市モデル Project PLATEAU の活用. 東京工芸大学芸術学部紀要, Vol. 29, pp. 31–38, 03 2023.

連絡先

石田 木斗巳 (ika20da008@g.sugiyama-u.ac.jp)