

# ドローン空撮動画からの車両の検出と追跡による交通流データ生成手法 Traffic Flow Data Generation Method by Vehicle Detection and Tracking from Drone Aerial Video

鎌田 翔輝<sup>1)</sup> 服部 宏充<sup>1)</sup> 小川 祐樹<sup>1)</sup>  
Shoki Kamada Hiromitsu Hattori Yuki Ogawa

## 1 はじめに

人口集中や高齢化など現代の都市は多くの問題を抱えている。これらの問題に対応するため、行政機関は様々な都市交通施策の提案を試みている。例えば、鉄道の新駅設置や道路の増設、新交通システムの導入などである。これまでにない交通施策の導入にあたっては、その導入効果や住民への影響の検証が必要となる。そのために、マイクロシミュレーションの一形式であるマルチエージェントシミュレーションに基づいて、都市の交通を再現し、分析に利用するアプローチがある [1]。複雑な集合現象である都市交通の分析・理解のために、マルチエージェントシミュレーションは有効なアプローチである。なぜなら、各々の行動主体をエージェントとして個別にモデル化し、細粒度で交通現象を表現できるため、生活者毎に異なる交通施策の影響を織り込んだ分析が可能になるからである。一方、細粒度の交通シミュレーションを効果的に実現するためには、それに適した交通データが準備できることが望ましい [2]。車両毎の細かい交通データを用意できれば、各車両の行動分析とその再現のためのモデル構築ができ、またシミュレーション結果の詳細な評価も可能になる。しかし、車両単位の交通データを、品質を伴って得ることは容易ではない。本論文では、ドローンを用いた、撮影環境に関して自由度の高いセンシングを応用し、細粒度の交通データを獲得する筆者らの試みについて報告する。

## 2 関連研究

従来の交通シミュレーションでは、高速道路や一般国道、都道府県道および一部指定市の一般市道など、限定されたエリアでの交通量を観測した道路交通センサデータを用いた起終点データの生成や交通量の推定が行われている [3]。しかし、道路交通センサデータは、人間の調査員による計測結果が含まれる事で質的な問題を含む事、幹線道路の網羅が困難であること、および調査期間が5年に1度で機動的な状況把握が困難であることなど、多くの課題がある [4]。

車両単位で細かな移動のデータを得るために、GPSやビデオカメラを用いた交通量推定や動線データの取得を行う事が考えられる。GPSを用いたものでは、携帯カーナビから取得された車両1台毎の走行軌跡データを用いて、交差点の流入・退出方向別の通過時間などを分析し、道路交通の現状把握や道路整備事業の効果測定などを行なっている試みがある [5]。しかし、個々人のGPS情報を取得するには、個人情報保護の観点で課題があり、またなにより、多大な金銭的・時間的コストを要するため、現実的には実施困難である。カメラを用いたも

1) 立命館大学 情報理工学研究所. Graduate School of Information Science and Engineering, Ritsumeikan University.

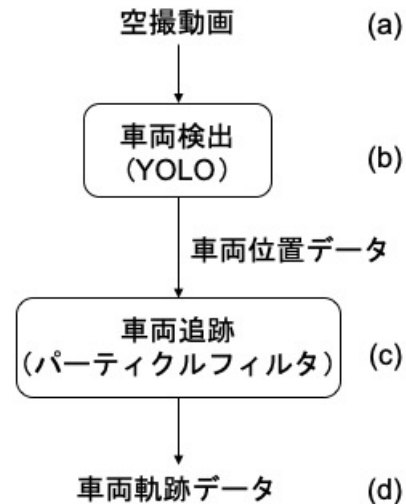


図1 都市交通動態のデータ化の流れ

のでは、たとえば、2台のデジタルビデオカメラによるステレオ画像を用いて交通量を自動算出する研究がある [6]。しかし、位置を固定したカメラで撮影可能な範囲は狭く、その拡大のためには複数台のカメラを用意して連携させなければならず、多くの地点で効率的にデータを取得するためには作業コストが大きい。

このような、効率的に十分な量の交通データを取得する方法は必ずしも確立されておらず、マルチエージェント交通シミュレーションを行うために必要なデータが質量ともに不足しているのが現状である [7]。そこで筆者らは、ドローンによる空撮動画から車両の移動データを効率的に抽出する方法について検討を行う事とした。ドローンを用いる理由は、上空から広域を撮影可能であること、位置などの撮影条件を柔軟に変更できる事、また上空から車両を撮影することでプライバシーに関する課題を回避できる可能性があること、といった利点があると考えたからである。

## 3 空撮動画からの都市交通のデータ化

本論文では、ドローンを用いて撮影した動画データに画像処理技術を用いて、都市交通動態のデータ化を試みる。以下に、ドローンの撮影からデータ取得までの一連の処理の手続きを述べる (図1)。

### (a) ドローンを用いた交通状況の空撮

任意の高度でドローンをホバリングさせ、上空から交通状況を撮影する。ドローンの高度はデータの生成難度に関係するため、適切な値の設定が必要である。本論文では、地上100mの高度で撮影することとした。

### (b) 空撮動画からの車両検出

本論文では YOLO [8] に基づく車両検出を行う。検出時に、車両の位置情報、すなわち中心座標、検出時に得られるバウンディングボックスの横幅および高さを取得する。

#### (c) 検出車両追跡

(b) で取得した車両の位置情報を用いて、検出車両の追跡を行う。本論文では、追跡の手法としてパーティクルフィルタを用いる。追跡中の車両の座標を一定フレーム間隔で書き出す。これにより、個々の車両に関して、動画中での起終点と共に、移動軌跡の情報を取得できる。

#### (d) データ取得

(c) で取得した車両の移動データをアフィン変換を用いてピクセル座標を地理学的経緯度に変換している。確認のためにシミュレーションプラットフォーム GAMA を用いて、ドローンを用いて空撮した環境と同じ環境を構築し、取得した交通データの可視化を行う。

### 3.1 YOLO を用いた車両検出

YOLO は畳み込みニューラルネットワークを用いた画像認識のアルゴリズムである。従来の画像認識のアルゴリズムである「DPM」や「R-CNN 系」は、画像の領域推定と分類が分断されており、それゆえ処理が複雑であり、かつ処理時間も長くなりがちであった。YOLO では、画像認識を回帰問題に落とし込み、画像の領域推定と分類を同時に行うことを実現した。そのため、従来のアルゴリズムと比較して処理が早い。また、画像全体の情報から学習や検証を実施することができるため、従来のアルゴリズムの問題点である、背景を対象物体であると誤検出することが少ない。

本論文では、ドローンを用いて地上約 100m の高度から動画を撮影し、車両の検出を行う。そのため、背景に検出対象である車両と同じ大きさの物体が含まれることが多く、誤検出を起ししやすい環境である。そのため、画像全体の情報から学習や検証を実施することができる YOLO の利点を活かすことで、誤検出を減らすことができると考えた。また、将来的にドローン飛行中にリアルタイムで処理を行う際にも処理速度が早い YOLO は都合が良いと考える。以上の理由より、本論文では、YOLO を用いて車両の検出を行うことにした。図 2 は実際に YOLO を用いて車両を検出した結果である。

### 3.2 パーティクルフィルタを用いた車両追跡

パーティクルフィルタは「予測」「観測」「対象推定」「選択」という操作を繰り返すことで物体の追跡を行う。重みの大きいパーティクルは残し、低いものは消滅させる。そして、消滅させたパーティクルを復元し、残ったパーティクルの重みに比例して配分する。これにより、物体が存在すると考えられる付近にパーティクルが集中するようになる。パーティクルフィルタでは、尤度によってパーティクルに重みづけを行うため、尤度を用いる値が追跡精度に大きく影響する。

本論文では、背景差分を用いて変換した動画に対して、HSV モデルの V (明度) により尤度を決定する。背景差分を用いる理由は、追跡対象の物体 (前景) とそれ以外のもの (背景) を分けるためである。ドローンの揺れによるノイズや、車両と同じ大きさのもの (車線な



図 2 YOLO を用いた車両検出

ど) などが背景に含まれているため、これらを排除することで追跡しやすくなる。背景差分には、様々なアルゴリズムがあるが、本論文では OpenCV のライブラリで混合正規分布を基にした前景・背景の領域分割アルゴリズムである BackgroundSubtractorMOG2 を用いた。

主な処理の流れは、図 3 のようになる。以下にそれぞれの処理について述べる。

#### 1. 追跡処理開始

追跡開始処理では、YOLO により検出された車両の位置情報をパーティクルフィルタに渡すことで追跡を開始する。なお、YOLO からパーティクルフィルタに渡される情報は、車両の中心座標と検出時に得られるバウンディングボックスの横幅と高さである。ここでパーティクルを格納するリストを作り、パーティクルの初期化を行う。そして、YOLO により検出された車両の領域に一樣にパーティクルを散布させる。

#### 2. 更新処理

更新処理では、追跡中の車両の現在位置を格納しているリストの更新を行う。ここでは前述の「選択」で囲われた矩形の中心座標を車両の現在位置とし、リストの上書きを行う。

#### 3. 追跡終了処理

本論文では、正確な車両移動データの獲得のため、道路の端に追跡終了エリアを設けている。追跡終了エリアを設けることで、追跡中の車両が道路の端に到達した際にパーティクルが他の車両に移り、他の車両を続けて追跡してしまうことを防いでいる。追跡終了処理では、追跡終了エリアに到達した車両のパーティクルを格納しているリストと、追跡中の車両の現在位置を格納しているリストの削除を行う。これにより、前述のパーティクルが他の車両に移って、他の車両を続けて追跡してしまうことを防ぐことができる。さらに、無駄なパーティクルの更新処理を行わずに済むため、処理時間を短縮することができる。

### 3.3 車両移動データの取得

YOLO を用いて検出した時点から追跡終了までの間、車両の位置情報を 1 フレーム毎に取得している。ここで

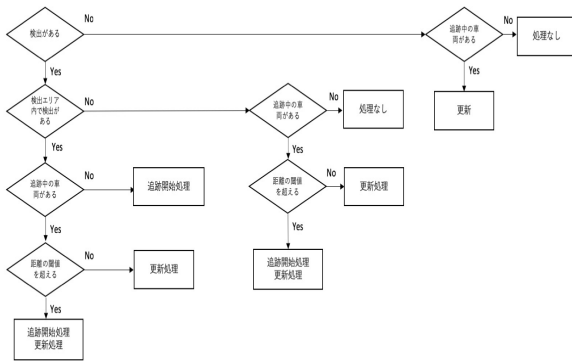


図 3 処理の分岐



図 4 実験環境 (空撮)

得られるデータは、ピクセル座標で表現されているため、マルチエージェント交通シミュレーションで用いるためにはピクセル座標を地理学的経緯度に変換する必要がある。本論文では、アフィン変換を用いてピクセル座標を地理学的経緯度に変換している [9]。

まず、地上基準点 (Ground Control Point) に対応する画像基準点 (Image Control Point) を一組みとする基準点データを複数用意する。これをアフィン変換の変換式に代入することで、基準点の数だけ変換係数を変数とする方程式を立てることが可能である。立てた方程式を最小二乗法を利用して解くことで、変換係数を導く。これにより、アフィン変換における変換式が導かれ、この式を用いることでピクセル座標を地理学的経緯度に変換している。

### 3.4 交通シミュレーションビューワによる可視化

確認のためにシミュレーションプラットフォーム GAMA [10] を用いて、ドローンを用いて撮影した環境と同じ環境の地図データを用意し、取得した車両移動データの可視化を行う。可視化の目的は、ピクセル座標から地理学的経緯度への変換が正確に行われていることの確認と、シミュレーションプラットフォームとの連携の確認である。

## 4 実験

### 4.1 目的

本論文の目的は、一定の交通量がある環境で、上述の手法の性能を検証・評価し、今後都市交通データを効率的に取得するのに有効な手法であるかを確認することである。性能評価には検出と追跡のそれぞれの精度を用いる。

### 4.2 方法

立命館大学第 2 グラウンドからドローンを飛行させ、グラウンド前にある道路を撮影し、実験環境とした (図 4)。この環境において、前章で述べた手法を用いて、車両の検出・追跡を行うことで、マルチエージェント交通シミュレーションで用いる、都市交通データの取得を試みる。検出精度は、検出エリア内を通過した車両台数を総数とし、検出された車両を検出成功車両としてカウントし、検出成功率を求める。また、追跡精度は、

表 1 実験パラメータ

画像サイズ [pixel]	3824 × 2160
fps[フレーム/秒]	29.97
パーティクル数 N	2000
「観測」で用いた HSV の V (明度) の閾値	100
検出エリア	x : 420 ~ 500
	y : 290 ~ 360
追跡終了エリア	x : 1209 ~ 1277
	y : 258 ~ 329

検出エリア内で検出され、追跡が開始された車両を総数として、追跡終了エリアまで追跡できた車両を追跡成功車両としてカウントし、追跡成功率を求める。

#### 4.2.1 実験条件

実験に用いた動画は地上約 100m の高度から撮影したもので、約 5 分の長さのものを使用した。表 1 に実験で用いたパラメータを示す。パーティクル数と「観測」で用いる HSV の V (明度) の閾値は実験的に求めた。また、図 5 に検出エリア (赤枠) と追跡終了エリア (青枠) を示す。検出で用いる YOLO の学習に用いた画像の枚数は約 6500 枚である。以上の条件で、上記で述べた手法の検出と追跡の精度の検証を行う。また、目視による観測値と比較することで、検出・追跡精度の検証を行う。

### 4.3 結果

#### 4.3.1 検出精度

実験の結果、進入車両数は 57 台でそのうち 39 台が検出に成功し、検出成功率は 68% となった。

検出されなかった車両は濃色の車が多く、道路のアスファルトの色に近い為、検出されなかったと考えられる。また、本論文では、検出エリア内で 1 台の車両が複数回検出され、パーティクルフィルタが複数適用されてしまうのを防ぐため、直近にパーティクルフィルタに渡した車両の座標と新たに検出した車両の座標を比較し、新たな検出かどうかの判断を行なっている。本環境は片側 2 車線の道路であるため、同時に車両が進入した際にどちらかしか検出されないことがあった。

#### 4.3.2 追跡精度

実験の結果、進入車両数は 57 台から検出されなかった車両 19 台を除いた 39 台を車両数とし、そのうち 32 台が検出エリアから追跡終了エリアまでの区間の追跡に



図5 検出・追跡終了エリア



図6 結果

成功し、追跡成功率は82%となった。

追跡に失敗した車両は、追跡中の車両同士の距離が近い状況において、近くの他の車両に追跡が移り、追跡から外れてしまうことが多かった。本論文では、背景差分動画からHSVのV(明度)を尤度に用いているため、差分が大きく取れている車両にパーティクルが引き寄せられたことが原因であると考えられる。また、追跡中の車両の移動速度が速く、パーティクルが車両に追いつけず、追跡から外れてしまうことがあった。

## 5 おわりに

本論文では、マルチエージェント交通シミュレーションで用いる種々の統計量を生成し、モデル化・検証に利用可能であることを示すことを目標とし、ドローンによ

る空撮動画から画像処理技術を用いて、車両の移動データの取得を行なった。

実交通環境において本手法の精度の検証を行い、マルチエージェント交通シミュレーションに必要なデータの取得に有効な手法であることを確認した。検出成功率は68%で、学習させる画像の枚数を増やすことで精度の向上が望めると考える。追跡成功率は82%で、本論文の目的である、マルチエージェント交通シミュレーションで用いる種々の統計量の取得に用いるには、十分な精度であると考えられる。このことから、従来まで膨大な時間と労力を必要とした車両の移動データの収集作業を効率化する手法を確立したと言える。

今後は、手法の精度の向上のために学習画像枚数を増やすことや車両の停車・右左折の処理を実装することが必要であると考えられる。また、様々な撮影場所、撮影条件の下で本手法の検証を行うことでより汎用性を高めていく必要があると考えられる。

## 参考文献

- [1] 服部宏充, 十見俊輔, 中島悠: 大規模マルチエージェントシミュレーションに基づく社会システムデザインの可能性, 電子情報通信学会論文誌 D, Vol. J100-D, No. 2, pp. 180-193(2017).
- [2] 中山栄作, 宇野伸宏, 倉内文孝, 大藤武彦: 交通流シミュレーションにおけるETC統計データに基づくOD交通量の適用評価, 第29回交通工学研究発表会論文報告集, pp.253-256(2009).
- [3] 奥嶋政嗣, 大窪剛文, 大藤武彦: 都市高速道路における交通管理施策評価のための交通シミュレーション開発, 土木計画学会研究・論文集, Vol.20 no.3(2003).
- [4] 上坂克巳, 門間俊幸, 橋本浩良, 松本俊輔, 大脇鉄也: 道路交通調査の新たな展開5年に1度から365日24時間へ, 土木計画学研究・講演集, Vol.43 (2011).
- [5] 太田恒平, 大重俊輔, 矢部努, 今井龍一, 井星雄貴: 携帯カーナビプローブ交通情報を活用した道路交通分析, 土木計画学研究・講演集, Vol.47, (2013).
- [6] 吉田博哉, 木村広和, 田中成典, 吉田均, 西田義人, 藤巻重則: ステレオビデオカメラを用いた交通量算出システムに関する研究開発, 情報処理学会論文誌, Vol.47 No.6(2006).
- [7] (社)交通工学研究会(編著): 交通シミュレーション適用のススメ, 交通工学研究会 (2012).
- [8] Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R et al.: You only look once: Unified, real-time object detection, in Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp.779-788(2016).
- [9] 橋本俊昭, 村井俊治: 地上基準点数に応じたNOAA AVHRR画像の幾何補正, 写真測量とリモートセンシング, 32巻, 5号, pp.13-18(1993)
- [10] Kesting, A., Treiber, M., Helbing, D.: General lane-changing model MOBIL for car-following models, Transportation Research Record, pp.86-94(2007).